Coadaptation cerveau machine pour une interaction optimale : application au P300-Speller

Margaux Perrin

▶ **To cite this version:**

Margaux Perrin. Coadaptation cerveau machine pour une interaction optimale : application au P300-Speller. Neurosciences [q-bio.NC]. Université Claude Bernard - Lyon I, 2012. Français. NNT : 2012LYO10329 . tel-01618163

HAL Id: tel-01618163
https://theses.hal.science/tel-01618163

Submitted on 17 Oct 2017

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.

Ecole doctorale Neurosciences et Cognition (NSCo) Université Claude Bernard Lyon1

Coadaptation cerveau machine pour une interaction optimale : application au P300-Speller

THÈSE

présentée et soutenue publiquement le 21 décembre 2012

pour l'obtention du grade de

Docteur en Neurosciences
de l'Université Claude Bernard – Lyon1
(arrêté du 7 août 2006)

par

Margaux PERRIN

Membres du jury : Olivier BERTRAND - *directeur de thèse*
Jérémie MATTOUT - *encadrant*
Boris BURLE - *rapporteur*
Christian JUTTEN - *rapporteur*
Isabelle LAFFONT- *examinatrice*
Rémi GERVAIS - *président du jury*

Membre invité : Emmanuel MABY - *proche collaborateur*

Centre de Recherche en Neurosciences de Lyon, équipe Dynamique Cérébrale et Cognition
INSERM U1028 ; CNRS UMR5292 ; Université Claude Bernard Lyon1

UNIVERSITE CLAUDE BERNARD - LYON 1

Président de l'Université	**M. François-Noël GILLY**
Vice-président du Conseil d'Administration	M. le Professeur Hamda BEN HADID
Vice-président du Conseil des Etudes et de la Vie Universitaire	M. le Professeur Philippe LALLE
Vice-président du Conseil Scientifique	M. le Professeur Germain GILLET
Secrétaire Général	M. Alain HELLEU

COMPOSANTES SANTE

Faculté de Médecine Lyon Est – Claude Bernard	Directeur : M. le Professeur J. ETIENNE
Faculté de Médecine et de Maïeutique Lyon Sud – Charles Mérieux	Administrateur provisoire : M. le Professeur G. KIRKORIAN
UFR d'Odontologie	Directeur : M. le Professeur D. BOURGEOIS
Institut des Sciences Pharmaceutiques et Biologiques	Directeur : Mme la Professeure C. VINCIGUERRA.
Institut des Sciences et Techniques de la Réadaptation	Directeur : M. le Professeur Y. MATILLON
Département de formation et Centre de Recherche en Biologie Humaine	Directeur : M. le Professeur P. FARGE

COMPOSANTES ET DEPARTEMENTS DE SCIENCES ET TECHNOLOGIE

Faculté des Sciences et Technologies	Directeur : M. le Professeur F. De MARCHI
Département Biologie	Directeur : M. le Professeur F. FLEURY
Département Chimie Biochimie	Directeur : Mme le Professeur H. PARROT
Département GEP	Directeur : M. N. SIAUVE
Département Informatique	Directeur : M. le Professeur S. AKKOUCHE
Département Mathématiques	Directeur : M. le Professeur A. GOLDMAN
Département Mécanique	Directeur : M. le Professeur H. BEN HADID
Département Physique	Directeur : Mme S. FLECK
Département Sciences de la Terre	Directeur : Mme la Professeure I. DANIEL
UFR Sciences et Techniques des Activités Physiques et Sportives	Directeur : M. C. COLLIGNON
Observatoire de Lyon	Directeur : M. B. GUIDERDONI
Polytech Lyon	Directeur : M. P. FOURNIER
Ecole Supérieure de Chimie Physique Electronique	Directeur : M. G. PIGNAULT
Institut Universitaire de Technologie de Lyon 1	Directeur : M. C. VITON
Institut Universitaire de Formation des Maîtres	Directeur : M. R. BERNARD
Institut de Science Financière et d'Assurances	Directeur : Mme la Professeure V. MAUME-DESCHAMPS

RESUME : Coadaptation cerveau machine pour une interaction optimale : application au P300-Speller

Les interfaces cerveau-machine (ICM) permettent de contrôler une machine directement à partir de l'activité cérébrale. Le P300-Speller, en particulier, pourrait offrir à des patients complètement paralysés, la possibilité de communiquer sans l'aide de la parole ou du geste. Nous avons cherché à améliorer cette communication en étudiant la coadaptation entre cerveau et machine. Nous avons d'abord montré que l'adaptation d'un utilisateur peut être partiellement perçue, en temps-réel, à travers les modulations de sa réponse électrophysiologique aux feedbacks de la machine. Nous avons ensuite proposé, testé et évalué les effets sur l'utilisateur de plusieurs approches permettant d'améliorer l'interaction, notamment :
- la correction automatique des erreurs, grâce à la reconnaissance en temps-réel des réponses aux feedbacks ;
- une stimulation dynamique permettant de diminuer le risque d'erreur tout en réduisant l'inconfort lié aux stimulations ;
- un processus automatique de décision adaptative, en fonction de l'état de vigilance du sujet.
Nos résultats montrent la présence de réponses aux feedbacks spécifiques des erreurs et modulées par l'attention ainsi que par la surprise du sujet face au résultat de l'interaction. Par ailleurs, si l'efficacité de la correction automatique est variable d'un sujet à l'autre, le nouveau mode de stimulation comme la décision adaptative apparaissent comme très avantageux et leur utilisation a un effet positif sur la motivation. Dans la perspective d'études cliniques pour évaluer l'utilité des ICM pour la communication, ces travaux soulignent et quantifient l'intérêt de développer des interfaces capables de s'adapter à chaque utilisateur.

ABSTRACT: Brain-machine coadaptation for optimal interaction: application to P300-Speller

Brain-computer interfaces (BCI) aim at enabling the brain to directly control an artificial device. In particular, the P300-Speller could offer patients who cannot speak and neither move, to communicate again. This work consisted in improving this communication by implementing and studying a coadaptation between the brain and the machine. First, on the user side, we showed that adaptation is reflected in real-time by modulations of the electrophysiological responses to the feedbacks from the machine. Then, on the computer side, we proposed, tested and evaluated the effect on the user, of several approaches that endow the machine with adaptive behavior, namely:
- Automatic correction of errors, based on real-time recognition of feedback responses;
- Dynamic stimulation to increase spelling accuracy as well as to reduce the discomfort associated with the traditional row/column stimulation paradigm;
- Adaptive decision making for optimal stopping, depending on the attentional state of the user.
Our results show the presence of feedback responses which are error specific and modulated by attention as well as user's surprise with respect to the outcome of the interaction. Besides, while the interest of automatic correction is highly subject-dependant, the new stimulation mode and the adaptive decision method proved clearly beneficial and their use had a significant positive impact on subject's motivation. In the perspective of clinical studies to assess the usefulness of ICM for communication, this work highlights and quantifies the importance of developing adaptive interfaces that are tailored to each every individual.

DISCIPLINE : Neurosciences

MOTS-CLES

Interface cerveau-machine, P300-Speller, Coadaptation, Réponses aux feedbacks, Erreurs,
Motivation, Attention, Apprentissage

INTITULE ET ADRESSE DU LABORATOIRE :

Centre de Recherche en Neurosciences de Lyon – Equipe DyCog
Centre hospitalier du Vinatier, bât. 452, 95 bd Pinel, 69500 Bron

Remerciements

J'aimerai tout d'abord remercier chaleureusement mon directeur de thèse Jérémie Mattout qui m'a proposé de travailler avec lui sur ce sujet captivant. Sa passion, sa patience et sa persévérance ont largement contribué à la réussite de cette thèse. J'aimerai ensuite remercier Emmanuel Maby qui, toujours de bonne humeur, a également fait preuve de beaucoup de patience et de pédagogie pour me transmettre son savoir, et répondre à mes multiples questions. Il a été vraiment très agréable de travailler avec eux ces trois dernières années.

Un grand merci également à l'ensemble des membres de l'équipe DyCog, avec qui j'ai partagé quatre ans de convivialité, d'amitié et de complicité. Toujours disponibles, prêts à aider, à collaborer, à expliquer, à partager, et bien sur à s'amuser, les membres de ce laboratoire sont des chercheurs exceptionnels. Je garderai un souvenir indélébile de ces années dans cette ambiance privilégiée, qu'il n'est pas aisé de quitter sereinement. Une pensée toute particulière pour quelques-uns de mes compagnons de fortune :

- Romain, pour toute l'aide qu'il m'a apporté, entre autre en statistiques,
- Perrine, pour m'avoir coaché, à tellement de points de vue,
- Olivier, pour avoir planté la graine qui donne l'équipe DyCog, et pour les rocks endiablés,
- Jean-Baptiste, pour avoir été un si bel exemple de doctorant, toujours de bonne humeur,
- Philippe, pour nos « marchés » et pour sa capacité d'écoute,
- Suzanne, pour les pauses-goûter tellement nécessaires parfois,
- Ludo, pour son sens de l'humour et pour sa sagesse,
- Gaëtan, pour avoir été pour moi plus qu'un frère.

Enfin, un petit clin d'œil à Pierre Krolak-Salmon et à Marie-Anne Henaff, grâce à qui j'ai intégré ce laboratoire.

J'aimerai remercier également quelques-uns des enseignants qui, tout au long de ma scolarité, m'ont donné le goût des études : M. Tixier, Mme Capelli, Mme Elias… De même, un grand merci à tous les enseignants de physiologie de l'université Lyon1, qui m'ont doucement fait basculer de l'éthologie vers les neurosciences.

Merci à ma famille, petit cocon douillet où me réfugier dans les moments difficiles. Moumoutte, Poupoutte, Camille et Fanette, ensemble pour le meilleur et pour le pire, contre vents et marées.
Merci à Greg qui m'a accompagné tout au long de ce chemin tortueux, et qui croit en moi presque un peu trop parfois. Je suis convaincue que si tu le voulais, tu serais tout à fait capable de terminer, toi aussi.
Merci à La Moindre des Choses, à la Science Ac', et à tous mes amis qui ont toujours répondu présents pour me distraire de ma thèse lorsque c'était nécessaire (et parfois lorsque ça ne l'était pas). On dit que les vrais amis tiennent sur les doigts d'une main. Merci Laura, Cécé, Coco et Lau pour votre présence à mes côtés.

J'aimerai également remercier Boris Burle, Christian Jutten, Isabelle Laffont et Rémi Gervais d'avoir accepté d'être rapporteurs et jurés de cette thèse. Merci à tous ceux qui ont accepté de relire et de corriger ce manuscrit : Pierre, Romain, Gaëtan, Suzanne, Laura, Lauriane, Stéphanie, Camille, mes parents. Merci enfin à tous les volontaires qui ont accepté de participer à mes expériences.

Table des matières

Introduction 15

Chapitre 1 : Les interfaces cerveau-machine 17

1. Généralités sur les ICM 18

1.1. Définition 18

1.2. Un peu d'histoire 19

1.3. Direction de l'information entre le cerveau et la machine 20

1.4. Caractère multidisciplinaire des ICM 27

1.5. Les principaux éléments d'une ICM 27

1.6. Diversité des applications des ICM 32

2. Les techniques d'acquisition utilisées 36

2.1. Les techniques invasives 36

2.2. Les techniques non invasives 38

2.3. Conclusion sur les techniques d'acquisition utilisées dans les ICM 41

3. Les marqueurs utilisés dans les ICM s'appuyant sur l'activité électrophysiologique 43

3.1. Les réponses évoquées 43

3.2. Les ondes lentes 44

3.3. Les activités oscillatoires 45

4. Les enjeux des ICM s'appuyant sur l'EEG 47

4.1. Acquisition 47

4.2. Analyses 48

4.3. Ergonomie 49

4.4. Critères d'évaluation 49

Chapitre 2 : ICM exploitant l'onde P300 53

1. Objectifs 54

1.1. Population cible 54

1.2. Les moyens de communication proposés à ces patients 56

2. Principe 59

2.1. L'onde P300 59

2.2. Fonctionnement des ICM utilisant la P300 60

3. Les différentes applications ... 62
3.1. Écriture ... 62
3.2. Communication de besoins ... 62
3.3. Déplacement ... 63
3.4. Contrôle de l'environnement ... 63
3.5. Navigation sur Internet ... 64
3.6. Dessin ... 65
3.7. Jeux ... 66
4. Les Enjeux du P300-Speller ... 67
4.1. Acquisition ... 67
4.2. Analyses ... 67
4.3. Ergonomie ... 68
4.4. Critères d'évaluation ... 71
Chapitre 3 : Coadaptation cerveau-machine ... 73
1. Modification du comportement de l'utilisateur ... 74
1.1. Modulations attentionnelles ... 74
1.2. Modulations du fait d'un apprentissage ... 75
2. Adaptation de l'ordinateur ... 76
2.1. Perception adaptative ... 76
2.2. Action adaptative ... 77
Chapitre 4 : Les signaux d'erreur ... 79
1. Signaux synchrones avec la réponse ... 80
1.1. Négativité d'erreur ... 80
1.2. Positivité d'erreur ... 81
2. Signaux synchrones avec le feedback ... 81
2.1. Négativité de feedback incorrect ... 81
2.2. P300 ... 84
3. Pourquoi utiliser les signaux de réponses aux feedbacks dans les ICM ? ... 85
3.1. Reflet de la satisfaction de l'utilisateur ... 85
3.2. Reflet de l'apprentissage ... 87
Chapitre 5 : Objectifs de la thèse ... 89
1. Étude au niveau du scalp et au niveau cortical des réponses aux feedbacks ... 90
2. Mise au point d'un P300-Speller adaptatif ... 91
2. Étude de l'adaptation simultanée de l'utilisateur ... 91

Méthodologie 93

Chapitre 6 : Électrophysiologie 95

1. Enregistrements 96

1.1. Électroencéphalographie de scalp 96

1.2. Magnétoencéphalographie 98

2. Analyses 99

2.1. Potentiels évoqués 99

2.2. Sources 101

Chapitre 7 : Traitements temps-réel 105

1. Sélection de variables 106

2. Classification 106

3. Évaluation de la quantité d'information 109

4. Environnement logiciel 109

4.1. OpenViBE 109

4.2. MATLAB 110

Chapitre 8 : Évaluation 113

1. Évaluation objective 114

1.1. Évaluation de l'efficacité du P300-Speller 114

1.2. Évaluation de l'efficacité de la correction automatique 115

2. Évaluation subjective 116

Chapitre 9 : Statistiques 117

1. Tests 118

1.1. Généralités sur les tests d'hypothèse 118

1.2. Analyse de variance 119

1.3. Modèles linéaires 120

1.4. Test-t 120

1.5. Test de Mann-Whitney 121

1.6. Test de Wilcoxon 121

1.7. Test de Friedman 122

1.8. Test de McNemar 122

2. Environnement logiciel 122

2.1. SPM 122

2.2. R 122

Partie expérimentale.....125

Chapitre 10 : Étude hors ligne des réponses aux feedbacks.....131

1. Expérience 1 : protocole expérimental 132

2. Réponses aux feedbacks et modulations..... 133

3. Vers une correction d'erreur en essai unique 133

Chapitre 11 : Étude en ligne d'ICM adaptatives et de leurs effets sur l'utilisateur 151

1. Correction automatique des erreurs (Exp. 2) 152

2. Optimisation par « dilution des erreurs » (Exp. 2) 169

3. Implémentation et évaluation d'un processus de décision adaptative (Exp. 3) 170

Chapitre 12 : Vers une meilleure caractérisation des réponses aux feedbacks 193

Chapitre 13 : Vers des applications du P300-Speller.....199

1. Vers une application clinique 200

2. Vers une application ludique..... 207

Discussion 217

Chapitre 14 : Synthèse des résultats et perspectives à court terme 219

Axe 1 : Côté Cerveau..... 220

Axe 2 : Côté machine 220

Axe 3 : Interaction cerveau-machine 222

Conclusion sur la coadaptation cerveau-machine..... 224

Chapitre 15 : Perspectives à plus long terme 225

1. Utilisation par les patients, des ICM s'appuyant sur la P300 : limites et perspectives.... 226

2. ICM et questions éthiques..... 231

2.1. Recueil de consentement pour des patients non-communicants 231

2.2. Évaluation du rapport bénéfice sur risque..... 232

2.3. Attribution de la responsabilité en cas d'accident..... 232

2.4. Utilisation des ICM par des sujets sains 232

Références 237

Annexes 259

1. Formation et liste des publications 261

2. Table des sigles et acronymes 263

3. Consignes et questionnaires post-expériences 265

4. Poster Biomag 277

5. Brochure ALIS : Communiquer sans la parole 279

Introduction

Chapitre 1 :

Les interfaces cerveau-machine

Cette thèse porte sur les interfaces cerveau-machine (ICM), et plus particulièrement sur le P300-Speller, une ICM parmi les plus abouties mais encore très limitée dans ses performances et son utilisation. Dans ce chapitre, je tenterai de donner une définition générale des ICM en relatant les découvertes qui ont permis leur développement et en détaillant les différents éléments qui les composent. Je présenterai notamment les différentes méthodes d'enregistrement de signaux cérébraux qu'il est possible d'employer, ainsi que les différents marqueurs utilisables en électroencéphalographie (EEG) et les enjeux spécifiques aux ICM s'appuyant sur les signaux EEG.

1. Généralités sur les ICM

1.1. Définition

Une **interface cerveau-machine** (ICM ou BCI pour *Brain computer interface*) est une interface de communication directe entre un cerveau et un dispositif externe. Ce dispositif peut prendre des formes aussi diverses qu'un ordinateur, une main robotisée ou un fauteuil roulant. Cette définition très générale recouvre une très grande variété de systèmes, dont l'appartenance aux ICM fait parfois débat. Dans une enquête sur les problèmes éthiques liés à l'utilisation des ICM, Nijboer et al. (2011) ont questionné environ cent-cinquante personnes sur ce sujet. Si l'utilisation des rythmes cérébraux pour contrôler une machine appartient clairement au champ des ICM, d'autres systèmes ne font pas l'unanimité (Figure 1).

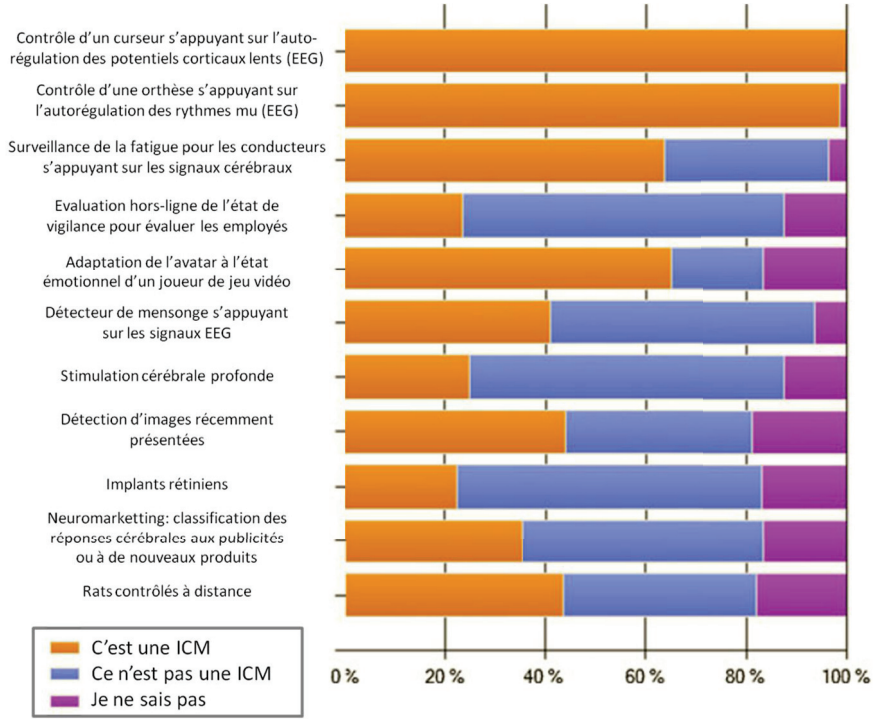


Figure 1 : Réponse à la question « Est-ce que ce système est une ICM ? » pour une liste de onze exemples différents, évaluée chez 144 personnes impliquées dans les ICM. Figure adaptée de Nijboer et al. (2011).

Une définition plus restreinte a été proposée en 2000, à l'issue de la première rencontre internationale dédiée à la recherche sur les ICM (Wolpaw et al., 2000) :

> *"A brain–computer interface is a communication system that does not depend on the brain's normal output pathways of peripheral nerves and muscles."*
>
> ➔ Une interface cerveau-machine est un système de communication qui ne dépend pas des voies de sorties classiques du cerveau que sont les nerfs périphériques et les muscles.

Cette nouvelle définition exclut les dispositifs qui dépendent en partie d'une activité musculaire mais aussi tous ceux qui interviennent sur le système nerveux central en contournant cette fois les voies d'entrée au cerveau (voir section 1.3, *De la machine vers le cerveau*). D'après Wolpaw et al. (2000), cette définition reflète la raison principale qui justifie l'intérêt récent porté aux ICM : la possibilité de restaurer une forme de communication chez les patients qui sont complètement paralysés ou qui ont d'autres déficits musculaires sévères. En effet, tous les autres moyens de

communication nécessitent une forme de contrôle musculaire et ne peuvent pas être utilisés par des patients gravement handicapés moteurs.
Dans la section 1 de ce chapitre introductif ainsi que dans le chapitre 15 — traitant des questions éthiques posées par l'utilisation des ICM — nous considèrerons la définition générale des ICM (proposée en début de cette section). En revanche, les autres chapitres se restreindront à la définition proposée par Wolpaw et al. (2000), qui permet de regrouper des systèmes partageant un principe général et des enjeux communs.

1.2. Un peu d'histoire

Si les applications des ICM sont très récentes, l'idée générale n'est pas nouvelle et suscite même de nombreux fantasmes depuis plusieurs décennies[1]. Hans Berger, le père de l'électroencéphalographie (EEG)[2], émettait déjà l'hypothèse en 1929 qu'un jour on pourrait lire dans les pensées des gens grâce aux tracés EEG en utilisant des analyses mathématiques sophistiquées (Berger, 1929).

Dès les années 1950, José Delgado a expérimenté chez l'animal, puis chez l'homme, la stimulation électrique du cerveau. La stimulation était effectuée grâce à des électrodes implantées dans certaines parties du cerveau, qui constituaient des implants cérébraux. Dans un premier temps, les électrodes étaient reliées par un fil à un circuit électrique externe, puis en raison de problèmes d'hygiène et de déplacement, il mit au point un système radio commandé : le "stimoceiver" (Horgan, 2005). En stimulant ainsi différentes régions du cerveau chez l'animal (cortex moteur, globus pallidus, hypothalamus…), il parvint à influencer la motricité (Delgado, 1952; Delgado et al., 1976), les émotions (Delgado et al., 1956), la prise alimentaire (Delgado and Anand, 1953), etc. En 1963, dans un ranch à Cordoue (Espagne), il fit une démonstration spectaculaire durant laquelle il parvint à stopper l'élan d'un taureau en stimulant son noyau caudé, impulsion transmise grâce à un transmetteur radio (Horgan, 2005). Parmi ses expériences sur des êtres humains, on peut citer le cas d'une jeune femme épileptique de 21 ans, ayant des électrodes implantées dans le lobe temporal dans le cadre de son bilan clinique. Suite à la stimulation de cette région cérébrale, cette jeune femme a été victime d'une violente crise d'angoisse (Mahl et al., 1964). En 1966, Delgado affirma que ses travaux "*amènent à la conclusion déplaisante que les mouvements, les émotions et l'humeur peuvent être contrôlés par des signaux électriques et que les humains peuvent être contrôlés comme des robots en appuyant sur des boutons*" (Kreech, 1966). Si Delgado fut ensuite largement critiqué par ses pairs, ses travaux eurent une portée internationale et amenèrent beaucoup d'autres scientifiques à faire des expériences similaires (Horgan, 2005). De plus, il fut probablement l'un des premiers à imaginer un système électronique pour traiter automatiquement certains problèmes cérébraux tels que la maladie de Parkinson et les crises d'épilepsie, en implantant un stimulateur cérébral qui détecte à l'avance les crises et envoie des signaux électriques dans certaines zones du cerveau afin de les bloquer (Scarf, 1970).

Dans la même période, les travaux de Schmidt, Fetz et Baker établissaient que des singes étaient capables d'apprendre à contrôler la fréquence de neurones individuels du cortex moteur primaire

[1] Dans *La Marque Jaune* de *Black et Mortimer* publié en 1956, le Dr Wade construit le télécéphaloscope, machine capable de contrôler les ondes cérébrales, d'effacer les souvenirs et de contraindre les individus. Dans le volume 1 de la bande dessinée X-men (septembre 1964), le Professeur Charles Xavier, fondateur des X-Men, construit la machine Cérébro dans le but de repérer les mutants. Cérébro fonctionne à partir des ondes mentales émises par les mutants. Plus tard dans la série, cette machine sera dotée d'un casque qui permet son contrôle direct par une personne, de préférence télépathe.
[2] Hans Berger était un neurologue allemand, considéré comme le père de l'électroencéphalographie (EEG). En effet, c'est lui qui utilisa pour la première fois cette technique chez l'homme.

par une méthode d'apprentissage par conditionnement (Fetz, 1969). Ce fut la première démonstration prouvant qu'un être vivant était capable de contrôler l'activité électrique de ses neurones.

Le terme d'interface cerveau-machine est apparu dans les années 1970, et a donné son nom à un laboratoire de l'Université de Californie à Los Angeles (*Brain-Computer Interface Laboratory).* Les premières publications scientifiques à faire appel à l'expression « *brain computer interface* » sont celles de Jacques Vidal —directeur de ce laboratoire (Vidal, 1973; Vidal, 1977). Le projet *Brain-computer Interface* est né de la conviction que les signaux électriques enregistrés en EEG ne consistent pas en un bruit aléatoire comme cela a souvent été suggéré, mais constituent au contraire un mélange complexe mais significatif qui reflète le fonctionnement cérébral (Vidal, 1973). L'étude a montré que l'utilisation des potentiels évoqués visuels[3] pouvait permettre à un utilisateur de contrôler un curseur sur un écran à travers un labyrinthe en deux dimensions (Vidal, 1973).

Quelques années plus tard, l'équipe de Niels Birbaumer a réalisé une expérience chez un grand nombre de sujets sains, montrant qu'il était possible de moduler volontairement ses potentiels corticaux lents (SCP pour *Slow cortical potentials*) (Elbert et al., 1979; Elbert et al., 1980).

Depuis les années 80, de nombreuses études chez l'homme et chez l'animal se sont intéressées au développement de nouvelles interfaces et de nouvelles techniques d'analyse des données cérébrales dans le but d'améliorer la diversité et l'efficacité des ICM. Toutefois, il fallut attendre les années 2000 et l'arrivée à maturité des techniques de neuroimagerie et des connaissances en neurosciences et en neurophysiologie pour que les recherches dans ce domaine connaissent leur véritable essor (Figure 2).

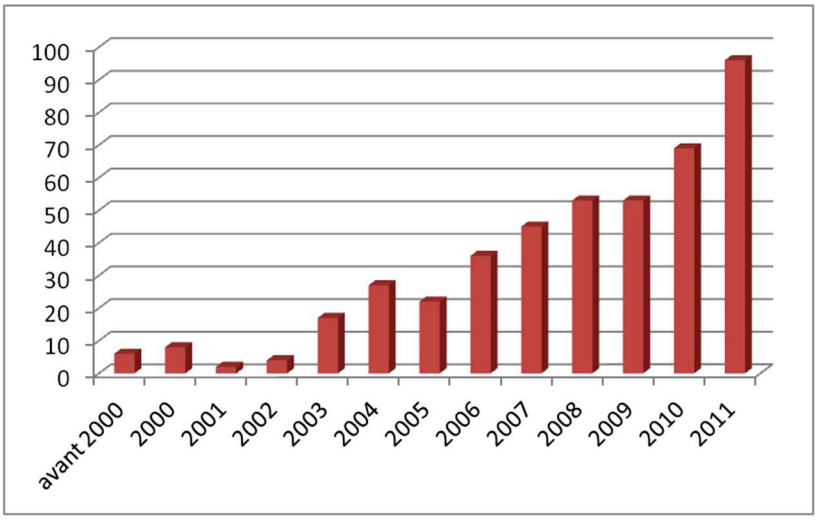


Figure 2 : Nombre de publications par an référencées sur Pubmed contenant le terme « brain computer interface ».

1.3. Direction de l'information entre le cerveau et la machine

Une première distinction évidente entre les différentes formes d'ICM est celle de la direction de déplacement de l'information entre cerveau et machine (Mattout, 2011). On peut distinguer trois formes d'interactions. Soit l'information va de la machine vers le cerveau, soit du cerveau vers la machine, soit le système fonctionne en boucle fermée et l'information transite dans les deux sens. Dans ce dernier cas, on peut parler d'ICM bidirectionnelle.

[3] Pour plus de détails sur les potentiels évoqués, voir section 3.1 de ce chapitre, et section 2.1 du chapitre 6.

- De la machine vers le cerveau

Les premiers systèmes à avoir vu le jour sont ceux pour lesquels la machine stimule le cerveau à l'aide d'un courant électrique afin de transmettre une information sensorielle, ou en remplacement d'une fonction neurologique défaillante. C'est le principe des implants cochléaires et rétiniens, une forme de neuroprothèse, et de la stimulation cérébrale profonde.

L'implant cochléaire est un implant électronique qui permet de rétablir un certain niveau d'audition chez des patients sourds ou malentendants pour lesquels le nerf auditif est – au moins partiellement – préservé. Cette technique est apparue en France à la fin des années 1950 (Djourno et al., 1957) et fonctionne véritablement depuis 1978. Les informations sonores reçues par un appareil installé derrière le pavillon sont traitées par un microprocesseur placé dans cet appareil. Ces informations, transformées en signal électrique, sont transmises à la cochlée grâce à des microélectrodes implantées et reliées à la source par une connexion sous-cutanée (Figure 3). Un maximum de 22 électrodes stimule les fibres nerveuses auditives qui convoient l'information jusqu'aux aires auditives du cerveau. Chaque cas présente ses particularités, et différentes sensations sonores non conformes à l'audition physiologique peuvent être perçues juste après l'activation de l'implant. Une rééducation avec un audiologiste est généralement nécessaire. Le niveau sonore de l'implant est lentement augmenté, pour donner le temps au cerveau de s'habituer, et il est possible dans les meilleurs cas de récupérer plus de 80 % de l'audition. L'opération détruit l'oreille interne de façon irréversible, et la politique d'implantation d'enfants sourds est vivement désapprouvée par la communauté sourde qui y voit une dévalorisation de la langue des signes (Balkany et al., 1996). Ces implants restent très chers mais représentent néanmoins un premier succès technologique et de santé publique puisque plus de 200 000 personnes dans le monde bénéficient actuellement de cette technologie (NIDCD, 2011).

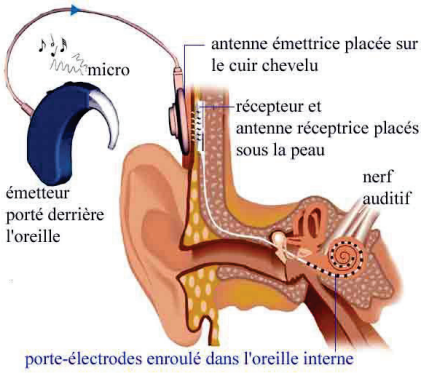


Figure 3 : Schéma du fonctionnement de l'implant cochléaire. Source : oreilleetvie.org, association des malentendants devenus sourds du Morbihan.

De la même manière, **l'implant rétinien** est un implant électronique qui permet de rétablir une forme de vision chez des patients non-voyants dont l'infirmité est causée non pas par un déficit cérébral mais par une maladie de la rétine telle que la dégénérescence maculaire liée à l'âge ou la rétinite pigmentaire, ce qui représente environ la moitié des cas de cécité (Zrenner, 2002). Ces maladies se caractérisent par une altération des cellules photoréceptrices de la couche externe de la rétine (i.e. cônes et bâtonnets) mais n'affectent pas les couches intermédiaire et interne de celle-ci (Santos et al., 1997; Kim et al., 2002a; Kim et al., 2002b). Le premier stimulateur implanté pour restaurer la vision a été développée à la fin des années 1960 (Brindley and Lewin, 1968). Des électrodes stimulaient directement l'aire visuelle primaire. Depuis, de nombreuses recherches ont été effectuées dans le but de développer de nouveaux dispositifs pour rétablir la vision. Les implants rétiniens consistent en une grille d'électrodes implantée au niveau de la rétine. Une caméra numérique est fixée sur le corps de l'utilisateur — par exemple sur des lunettes — et un microprocesseur convertit les images en signaux électriques qui sont envoyés aux électrodes

(Figure 4). Il existe deux types d'implants rétiniens. Les implants épirétiniens sont placés sur la surface interne de la rétine, alors que les implants subrétiniens sont placés derrière la rétine, entre la couche externe de la rétine et l'épithélium pigmentaire. Les implants stimulent directement les ganglions nerveux ou les cellules bipolaires de la rétine en utilisant les signaux transmis par la camera externe. Certains implants sont alimentés par une source d'énergie électrique, alors que d'autres utilisent la lumière extérieure. Depuis une dizaine d'années, il existe également des implants qui stimulent directement le cortex visuel primaire (Dobelle, 2000). Ces implants peuvent être utilisés par des personnes souffrant de cécité causée par une altération du nerf visuel, mais présentent davantage de possibilités de complications liées à l'implantation d'électrodes directement dans le cerveau.

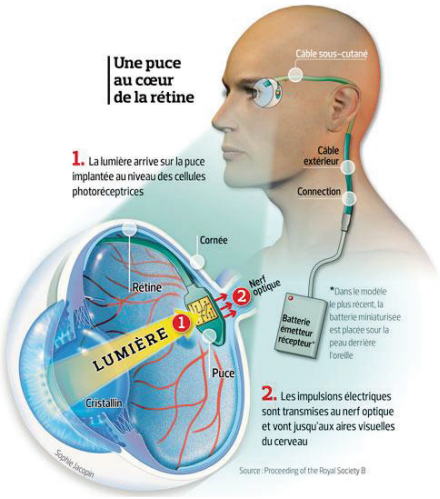


Figure 4 : Schéma d'un implant rétinien. Source : www.lefigaro.fr

Les implants sensoriels — outre le dernier exemple cité — ne stimulent pas directement le cerveau mais les nerfs afférents qui transfèrent l'information sensorielle au cerveau. À ce titre, ils sont exclus de la définition littérale des interfaces cerveau-machine. Néanmoins, ils poursuivent le même objectif général, à savoir contourner les voies biologiques défectueuses pour interagir directement avec le cerveau. Ainsi, ils exploitent également les connaissances scientifiques de l'organisation structurelle et fonctionnelle du système nerveux central.

Une toute autre approche de stimulation du cerveau, de manière directe cette fois, est celle de la **stimulation cérébrale profonde** (ou DBS pour *Deep brain stimulation*). La stimulation cérébrale profonde est un traitement chirurgical qui consiste en l'implantation d'un « pacemaker cérébral » qui envoie des impulsions électriques dans des régions spécifiques du cerveau à l'aide d'électrodes placées dans une région sous-corticale choisie en fonction des symptômes à traiter. Initialement développée pour traiter des symptômes moteurs souvent résistants aux médicaments tels que les tremblements, les dystonies, ou plus généralement les déficits observés dans la maladie de Parkinson, elle s'étend désormais à plusieurs pathologies neurologiques et psychiatriques telles que les troubles obsessionnels compulsifs (TOC) (Nuttin et al., 1999) et les douleurs chroniques provoquées par un membre fantôme (Kringelbach et al., 2007). Elle est également envisagée pour traiter les dépressions pharmaco-résistantes sévères (Mayberg et al., 2005), le syndrome de Tourette (Mink et al., 2006), l'épilepsie (Velasco et al., 1995) et même les états de conscience minimale (Hopkin, 2007). La stimulation cérébrale profonde modifie directement l'activité du cerveau d'une manière contrôlée, et ses effets sont réversibles.
Dans les années 1990 à Grenoble, le professeur Alim-Louis Benabid fut l'un des pionniers de la stimulation haute fréquence comme traitement des symptômes de la maladie de Parkinson (Benabid et al., 1991). Dans ce cas, les régions les plus couramment ciblées sont les noyaux sous-thalamiques (Figure 5) et le globus pallidus interne (Plaha et al., 2006).

Bien que la stimulation cérébrale profonde se soit révélée efficace pour certains patients, les possibles complications (infection des tissus) et effets secondaires (apathie, impulsivité, dépression, hallucinations, troubles exécutifs…) en font une technique à utiliser avec beaucoup de prudence. De plus, en dépit de la longue histoire de la stimulation cérébrale profonde, ses principes sous-jacents et ses mécanismes d'action restent encore très mal connus et suscitent actuellement de nombreux débats et recherches (Vitek, 2002; Benabid et al., 2005).

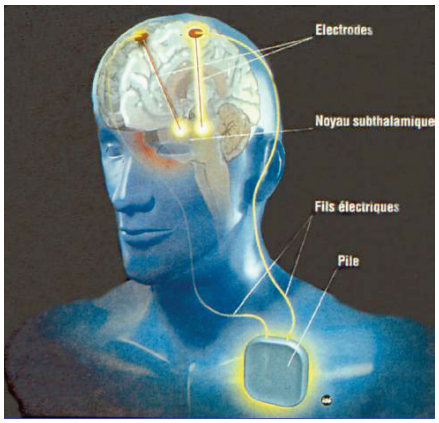


Figure 5 : Schéma de stimulation cérébrale profonde des noyaux sous-thalamiques pour le traitement des symptômes de la maladie de Parkinson. Source : www.utc.fr

Enfin, dans la veine des travaux de Delgado, on peut relever la **stimulation corticale** chez l'animal. Une communication fut publiée à ce sujet dans la revue Nature en 2002 (Talwar et al., 2002). Des chercheurs étaient parvenus à télécommander des rats par ondes radio grâce à trois électrodes stimulant leur cerveau. Les signaux électriques, produits par un microprocesseur fixé sur le dos des animaux et contrôlés à distance par l'expérimentateur, venaient stimuler les aires somesthésiques primaires correspondant aux vibrisses de l'animal. Ils mimaient ainsi un contact sur les moustaches du rongeur, interprété par celui-ci comme un obstacle. Chaque fois que les rats interprétaient correctement les signaux correspondant à l'ordre d'avancer, de tourner à droite ou de tourner à gauche, ils étaient récompensés grâce à une décharge dans le faisceau médian du télencéphale, région impliquée dans le système de récompense. Après dix séances d'entrainement, les animaux étaient devenus de vrais rats télécommandés, répondant aux commandes électriques dans un environnement ouvert. Les auteurs imaginent déjà de multiples applications de cette technique : le rongeur piloté pourrait venir en aide aux démineurs ou aux sauveteurs après une catastrophe ou encore servir de capteur biologique dans les zones dangereuses pour l'homme. Équipé de microcaméras, le « roborat » devient un précieux instrument d'observation à distance. La limite de l'exploitation de tels animaux via l'électronique réside essentiellement dans leur incapacité à réaliser des tâches complexes. D'autre part, la commande cérébrale d'êtres vivants pose évidemment de sérieuses questions éthiques.

Pour résumer, les ICM dont le signal est transmis de la machine vers le cerveau sont essentiellement utilisées pour restaurer une fonction sensorielle, dans le cas de neuroprothèses, ou pour traiter les symptômes de la maladie de Parkinson, les TOC et les douleurs chroniques grâce à la stimulation cérébrale profonde. Les principes d'action de cette seconde technique restent encore très mal connus, et les deux types d'approche sont particulièrement invasifs. Ils présentent par conséquent certains dangers liés à la chirurgie, et le choix de leur utilisation ne répond donc pas à une décision clinique triviale. Typiquement, ces ICM sont exclues de la définition proposée par Wolpaw et al. (2000).

- Du cerveau vers la machine

Les évocations actuelles des interfaces cerveau-machine font généralement référence à un système de décodage de l'activité cérébrale permettant de contrôler une machine en temps-réel. En 1969, Eberhard Fetz (1969) a montré pour la première fois qu'un animal (le macaque) était capable de contrôler l'activité de cellules de son cortex moteur primaire pour obtenir une récompense. Depuis cette découverte, de nombreuses expériences ont été réalisées chez l'animal. En quelques décennies ces recherches ont permis de démontrer la faisabilité des interfaces cerveau-machine invasives, c'est-à-dire s'appuyant sur des enregistrements provenant d'électrodes implantées dans le cerveau. En 2008, le groupe d'Andrew Schwartz a démontré que le singe est capable de contrôler finement l'activité cérébrale de son cortex moteur afin d'amener un bras robotisé à saisir de la nourriture, lui permettant ainsi de se nourrir lui-même (Velliste et al., 2008). Ces multiples expériences ont aussi beaucoup apporté aux neurosciences fondamentales en explorant le fonctionnement cérébral et la manière dont les neurones, organisés en réseau, encodent l'information, notamment en ce qui concerne la cinématique d'un mouvement.
Encouragées par les succès précliniques obtenus chez l'animal avec des approches invasives, des équipes de recherche nord-américaines se sont lancées dans des essais cliniques chez l'homme avec ces mêmes interfaces. En 1998, un patient souffrant du syndrome d'enfermement (voir Chapitre 2, section 1.1) fut implanté pour la première fois dans l'aire de la main du cortex moteur primaire. Grâce à cette ICM, il fut capable de contrôler un curseur sur un écran d'ordinateur (Kennedy and Bakay, 1998).
En 2004, une ancienne star de football, Matthew Nagle, fut implantée avec 96 microélectrodes dans cette même région corticale. Il avait été complètement paralysé à partir du cou trois ans auparavant suite à une blessure à l'arme blanche au niveau de la quatrième vertèbre cervicale. Il accepta de participer aux essais cliniques d'un système d'implants neuronaux (BrainGate) conçu en 2003 par la société *Cyberkinetics* en collaboration avec le professeur John Donoghue du département des neurosciences de l'Université Brown (Rhode Island). Après entrainement, Matthew Nagle fut capable de contrôler le mouvement d'un curseur sur un écran d'ordinateur, de commander le mouvement d'ouverture et de fermeture des doigts d'une main artificielle ainsi que les mouvements simples d'un bras robotisé (Hochberg et al., 2006) (Figure 6). Ce premier essai a confirmé la faisabilité de tels systèmes chez l'homme et a démontré que l'activité neuronale dans une aire motrice pouvait être utilisée 3 ans après la perte totale du contrôle du muscle correspondant.

Figure 6 : Gauche : Photos de Matthew Naggle, l'un des premiers patients à utiliser une ICM invasive pour contrôler un curseur sur un écran d'ordinateur. Droite : Taille de l'implant BrainGate comparé à une pièce de monnaie.

Très récemment, une étude publiée par la même équipe de recherche dans la revue Nature a confirmé ces résultats sur deux autres patients tétraplégiques. Grâce à un minuscule implant placé dans le cortex moteur primaire, le contrôle en trois dimensions d'un bras et d'une main robotisés a permis à une patiente tétraplégique de saisir une bouteille et de la siroter, sans assistance humaine. De plus, cet implant s'est avéré fonctionner de manière durable, puisque

l'étude a eu lieu plus de 5 ans après l'implantation des électrodes dans le cerveau de cette patiente. Évidemment, d'autres patients doivent être implantés de la même manière avant de pouvoir généraliser ces conclusions à d'autres pathologies, d'autres régions motrices, et même d'autres individus.
Dans le domaine de l'aide à la communication, l'équipe de Philippe Kennedy a testé une ICM capable de produire des sons à partir du décodage de neurones d'une région de l'aire prémotrice, associée à la production du langage. Après un court entrainement, un patient atteint du syndrome d'enfermement fut capable de produire la voyelle qu'il souhaitait prononcer dans 70% des cas (Guenther et al., 2009).
Parallèlement à ces recherches, des études chez l'homme sur la faisabilité d'ICM non invasives se sont multipliées, notamment en Europe. Par définition, les techniques non invasives présentent l'énorme avantage de ne pas nécessiter d'intervention chirurgicale et par conséquent d'écarter le risque lié à la chirurgie. En revanche, leur précision — spatiale ou temporelle — est beaucoup moins bonne. Ce n'est que récemment que l'idée que les techniques non-invasives n'étaient pas suffisamment précises pour permettre un décodage fin des paramètres du mouvement a été remise en question. En 2008, Waldert et ses collaborateurs furent les premiers à mettre en évidence la possibilité de décoder la direction d'un mouvement du bras à partir des signaux de magnétoencéphalographie (MEG) et d'EEG en essai unique (Waldert et al., 2008). Plus récemment encore, l'EEG a été utilisée pour reconstruire en continue la trajectoire tridimensionnelle d'un mouvement de la main (Bradberry et al., 2010).

Pour résumer, les ICM « classiques » désignent les systèmes qui décodent l'activité cérébrale en temps-réel et transforment cette information en commande numérique dans le but de contrôler un dispositif externe. Au sein de ces ICM, les approches invasives, notamment dans le domaine moteur, sont principalement testées chez l'animal. Chez l'homme, hormis quelques essais cliniques en invasif et malgré un développement croissant des approches dites semi-invasives (s'appuyant sur l'électrocorticographie ou ECoG par exemple, chez des patients épileptiques implantés), la majorité des recherches se concentre sur les approches non-invasives qui présentent l'avantage de pouvoir être évaluées chez le sujet sain. Les différentes techniques d'acquisition de l'activité cérébrale pouvant être utilisées par les ICM seront détaillées dans la deuxième section de ce chapitre.

- ICM bidirectionnelles

Très récemment, une équipe internationale composée de neurophysiologistes et d'ingénieurs a développé une interface cerveau-machine bidirectionnelle, qu'elle a testée chez deux singes (O'Doherty et al., 2011). Les animaux sont munis d'un premier implant cérébral, dans leur cortex moteur primaire, qui permet de contrôler une main virtuelle. Un second implant permet de recevoir des informations sur la texture des objets virtuels qu'ils peuvent sélectionner sur un écran grâce à la main virtuelle. Placé dans leur cortex somatosensoriel primaire, ce deuxième implant stimule électriquement cette région cérébrale afin de transmettre des informations tactiles. Cette ICM d'un genre nouveau a été baptisée BMBI, pour *brain-machine-brain interface* (Figure 7). En effet, grâce au retour « tactile » direct, les singes ont très vite été capables de distinguer différentes cibles visuellement identiques. Les scientifiques sont très enthousiastes quant au transfert de cette technologie chez l'homme.

> *"Les patients pourront utiliser leur cerveau pour contrôler leurs mouvements, mais ils pourront aussi récupérer les sensations de leurs jambes, de leurs bras, de leurs mains*, expliquait Miguel Nicolelis, qui dirige ces recherches à l'Université de Duke, dans le quotidien anglais *The Guardian* (5/10/2012). *Nous essayons de mettre au point une démonstration à temps pour la Coupe du monde de football 2014. Quand l'équipe*

brésilienne s'avancera sur le terrain, nous voulons qu'elle soit accompagnée par deux adolescents tétraplégiques, qui marcheront jusqu'au centre et frapperont dans la balle grâce à cette technologie."

En effet, le retour sensoriel est très important pour apprendre la manière dont fonctionne le système et tenter d'adapter son action ou sa commande en conséquence. Dans les ICM classiques (i.e. du cerveau vers l'ordinateur), le retour sensoriel est généralement visuel, voire auditif, mais n'en est pas moins essentiel. On imagine aisément que plus le retour sensoriel (ou feedback) est précis, plus l'apprentissage de l'utilisation d'une ICM sera rapide. De cette manière, un feedback multi-sensoriel, qui est non seulement visuel mais également tactile, pourrait présenter un intérêt non négligeable. De plus, dans le cas d'une restauration du mouvement, ce sens virtuel du toucher est une part essentielle du processus de contrôle : il permet d'évaluer la pression exercée par le corps sur un objet ou la qualité du terrain sur lequel l'individu se déplace, évitant ainsi d'écraser l'objet, de le lâcher ou de chuter. L'étude de O'Doherty et al. (2011) a montré la possibilité de coupler en temps-réel, une ICM à visée motrice avec une ICM à visée sensorielle.

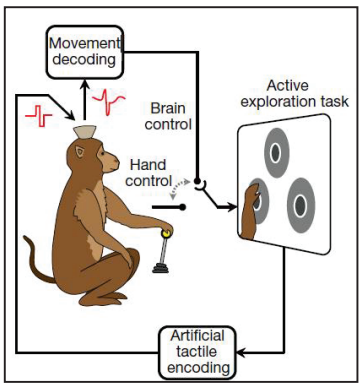


Figure 7 : Schéma du fonctionnement de la BMBI du groupe de Nicolelis. Image extraite de O'Doherty et al, 2011.

Une autre manière de mettre en place une interface bidirectionnelle a été proposée par l'équipe de Fetz. Ce chercheur de l'Université de Washington a pour ambition de traiter les paralysies résultant d'une section de la moelle épinière via l'extraction d'un signal cérébral pour stimuler directement les nerfs moteurs ou les muscles. Son équipe a montré que des macaques étaient capables de contrôler la stimulation des muscles d'un bras paralysé en utilisant directement l'activité des neurones de leur cortex moteur (Moritz et al., 2008) (Figure 8). Il s'agit donc d'une interface cerveau-machine-muscle/nerf, dans laquelle la machine doit à la fois recevoir et décoder les signaux cérébraux, et les transmettre au muscle ou au nerf sous forme d'impulsions électriques. Ces résultats ont été les premiers à démontrer qu'une connexion artificielle directe entre des cellules corticales et musculaires pouvait restaurer le contrôle du mouvement d'un effecteur artificiellement paralysé.

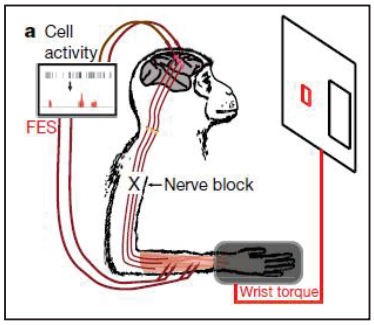


Figure 8 : Stimulation du muscle en utilisant directement l'activité du cortex moteur. Image extraite de Moritz et al. (2008).

Conclusion intermédiaire
Il existe différents types d'ICM, qui se distinguent en premier lieu par la direction du transfert d'information et le caractère invasif ou non des techniques d'extraction du signal cérébral. Dans la suite de cette thèse, nous nous concentrerons sur les ICM dont l'information, extraite de manière non-invasive, circule du cerveau vers la machine. Néanmoins, un feedback visuel ou auditif fourni par la machine peut à son tour agir sur l'activité cérébrale l'utilisateur, via un apprentissage, ce qui ferme la boucle de manière indirecte, créant ainsi une forme d'interaction bidirectionnelle.

1.4. Caractère multidisciplinaire des ICM

Les ICM conjuguent plusieurs besoins appartenant à des champs de compétence relativement distincts. Outre l'instrumentation propre à chaque technique de mesure, il est — généralement — nécessaire de comprendre les bases neurophysiologiques des signaux utilisés comme paramètres d'entrée de l'ICM. Bien qu'il soit possible d'utiliser un signal sans connaître son origine cérébrale, en comprendre les processus génératifs permet d'optimiser son utilisation. Dans un second temps, il faut pouvoir enregistrer et correctement sélectionner les composantes pertinentes du signal, aussi appelées marqueurs neurophysiologiques. Cela requiert des compétences en traitement de signal, mais aussi dans les domaines de l'apprentissage automatique (*machine learning)* et de la reconnaissance de formes (pattern recognition), des champs d'étude de l'intelligence artificielle qui offrent des techniques de classification ou de régression capables pour certaines de s'adapter à l'évolution des signaux au cours du temps. De manière non négligeable, l'implémentation des différents algorithmes pour une utilisation en temps-réel et le développement d'interfaces graphiques complexes nécessitent des compétences avancées en informatique, notamment en programmation. Enfin, la mise en place d'une interface intuitive et efficace fait également appel au domaine de l'ergonomie.
À noter que les méthodes de traitement de signal utilisées dans les ICM sont directement inspirées des méthodes utilisées classiquement en neurosciences pour traiter des signaux acquis au cours d'expériences plus classiques, non temps-réel. Toutefois, elles doivent s'adapter aux contraintes du temps-réel, autrement dit être capable d'extraire une information pertinente à partir de très peu d'observations, être robuste aux variabilités inter et intra-individuelles et être suffisamment rapides dans leur exécution.

1.5. Les principaux éléments d'une ICM

Comme il vient d'être précisé dans le paragraphe précédent, les ICM sont complexes et le processus d'interaction comprend plusieurs étapes bien distinctes. La figure 9 présente la boucle classique des ICM. On peut distinguer une première étape d'acquisition de signal, généralement suivie d'un prétraitement des données brutes qui consiste couramment en un filtrage passe-bande, en un sous-échantillonnage des données lorsque cela est nécessaire et éventuellement en un rejet automatique d'artefacts.
Les marqueurs d'intérêt sont ensuite extraits puis classés ou régressés selon que l'interface s'appuie sur un ensemble de commandes discret ou continu. Enfin, une décision est prise, laquelle s'exprimera sous la forme d'une commande numérique et donnera lieu à un retour sensoriel (*feedback*) qui viendra ainsi fermer la boucle. Les classes se définissent comme étant les différents marqueurs neurophysiologiques qui doivent être distingués grâce au classifieur, et qui sont associés à différents états mentaux de l'utilisateur et à différentes commandes numériques.

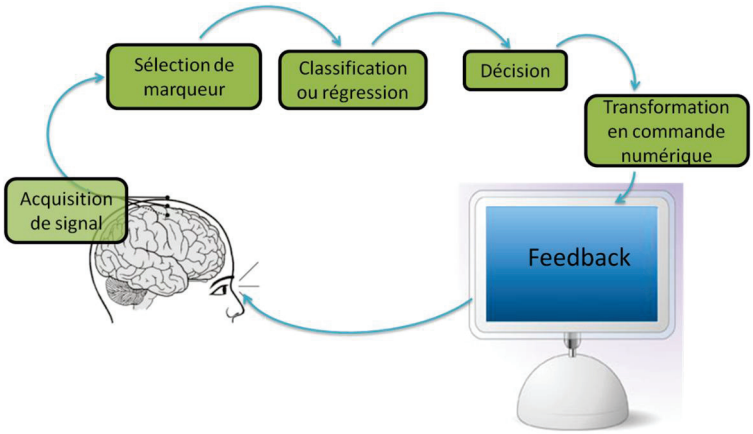


Figure 9 : Boucle typique du fonctionnement d'une interface cerveau-machine. L'activité cérébrale de l'utilisateur est enregistrée, les marqueurs physiologiques d'intérêt sont extraits, interprétés et traduits en décision ou commande numérique. Un feedback sensoriel est généralement fourni à l'utilisateur. Sur ce schéma les signaux sont de type électrophysiologique et le feedback est visuel mais le fonctionnement général serait identique avec une technique d'imagerie ou d'optique et un feedback appartenant à une autre modalité sensorielle.

- Acquisition du signal

On distingue le plus souvent les techniques invasives, qui nécessitent un acte chirurgical des techniques non-invasives qui peuvent être utilisées ponctuellement et sans danger sur n'importe quel sujet. Ces techniques mesurent différents aspects de l'activité cérébrale, avec des précisions spatiale et temporelle très différentes. Les techniques d'électrophysiologie captent l'activité électrique des neurones. Les variations locales de potentiels électriques peuvent être mesurées directement au voisinage des neurones, à partir d'électrodes posées à la surface du cortex ou simplement au niveau du scalp. En effet, une activité simultanée et locale d'une population de neurones entraine la production de faibles courants, lesquels engendrent un champ magnétique à l'extérieur de la tête ainsi que des différences de potentiels sur le crâne qui seront capturés par les capteurs MEG et EEG, respectivement. L'électrophysiologie s'oppose aux techniques d'imagerie cérébrale qui font des mesures plus indirectes de l'activité neuronale. L'imagerie par résonnance magnétique fonctionnelle (ou IRMf) et la spectroscopie proche infrarouge (ou NIRS pour *Near Infra-Red Spectroscopy*) notamment mesurent l'oxygénation de l'hémoglobine circulant dans le sang, ce qui est supposé refléter la demande énergétique locale et ainsi l'ampleur de l'activité neuronale de cette même région cérébrale. Chacune de ces techniques présente des avantages et des inconvénients qui seront détaillés dans la section 2 de ce chapitre.

- Sélection de marqueurs

La sélection de marqueurs — ou réduction de variables — consiste à extraire voire à résumer l'activité cérébrale pertinente à l'aide d'une transformation des données initiales. On peut se demander pourquoi ne pas classer ou régresser directement sur la base du signal brut, qui par définition contient l'intégralité des informations pertinentes. La réponse réside dans le fait que lorsque la dimensionnalité de données augmente, l'information pertinente est diluée. Ce phénomène a été décrit par Richard Bellman (1957) à la fin des années 1950 et est connu sous le nom de la malédiction de la dimensionnalité (*The curse of dimensionality*). La conséquence de ce phénomène est l'augmentation du nombre de données nécessaires pour l'apprentissage du classifieur (ou de l'espace de régression). En effet, un classifieur a besoin de connaitre les caractéristiques (e.g. moyennes et variances) des signaux qu'il va s'efforcer d'attribuer à

différentes classes. Or, plus la dimension des données utilisées en entrée du classifieur est grande, plus le classifieur a besoin d'exemples pour apprendre les caractéristiques propres à chacune des classes. La sélection de variables permet de réduire la durée d'apprentissage, ainsi que d'augmenter la capacité de généralisation à partir de ces données. La sélection de variables participe également à la meilleure compréhension des données, via l'extraction des données informatives.

Dans le cas de l'EEG, il existe trois principales sources d'information de natures différentes. On peut distinguer les informations spatiales (D'où vient le signal d'intérêt ?), les informations temporelles (À quelle latence apparaît-il ?), et les informations fréquentielles (Dans quelle bande de fréquence est-il visible ?). La méthode la plus simple consiste à choisir, d'après la littérature, une fenêtre temporelle et fréquentielle, ainsi qu'un groupe de capteurs pour chacune des classes. Néanmoins, il est souvent difficile de réduire les informations cérébrales d'intérêt à un tel point, et les fenêtres temporelle, spatiale et fréquentielle doivent d'ailleurs généralement être adaptées à chaque utilisateur (Attina et al., 2008). De plus, il est également possible que deux classes se distinguent par une différence d'amplitude ou de puissance du signal dans une même fenêtre spatio-temporelle et pour une même bande de fréquence. De nombreux algorithmes de sélection de variables ont été proposés pour répondre à ces problématiques. On peut notamment distinguer deux types de méthodes différentes :

- les méthodes de sélection de variables univariées qui consistent à évaluer indépendamment le pouvoir discriminant de chacune des variables et à garder les *N* meilleures,
- les méthodes de sélection de variables multivariées qui évaluent chaque sous-ensemble possible de variables et sélectionnent le sous-ensemble le plus performant.

La seconde méthode est évidemment plus longue, mais plus efficace dès lors qu'elle prend en compte le caractère redondant ou complémentaire entre les différentes variables.

Concernant la dimension spatiale, il existe plusieurs méthodes de filtrage. Elles consistent à sélectionner un sous-ensemble de capteurs ou calculent une combinaison linéaire optimale des données de tous les capteurs pour aboutir à un nombre réduit de canaux virtuels. Lorsqu'il est possible de réduire l'acquisition à un petit nombre de capteurs, cela présente le double avantage de réduire la dimension des données et d'améliorer le confort de l'utilisateur tout en diminuant le temps d'installation du système.

En raison de l'interférence du signal électrique avec l'os et la peau, le signal cérébral se propage sur plusieurs électrodes. Le filtrage spatial de type combinaison de capteurs permet alors d'intégrer des informations complémentaires tout en réduisant la dimension des données. On peut ici distinguer les filtres spatiaux fixes des filtres spatiaux guidés par les données. La première catégorie renvoie au filtrage bipolaire qui propose de recalculer les données associées à une électrode via la soustraction des valeurs associées à deux électrodes adjacentes, ou au filtrage par Laplacien qui consiste à retirer à chaque électrode la moyenne des potentiels mesurés sur toutes les électrodes voisines. Les méthodes de filtrage spatial guidées par les données s'adaptent à chaque utilisateur grâce aux données enregistrées pour calibrer le classifieur. On peut citer l'exemple du CSP (pour *Common Spatial Pattern*) qui recherche un filtre spatial tel que la variance du signal filtré est maximale pour une classe et minimale pour l'autre (Ramoser et al., 2000). Cette méthode présente l'avantage d'être simple à implémenter et permet d'obtenir de très bonnes performances de classification, ce qui en fait l'une des approches les plus utilisées. Néanmoins, elle s'est avérée peu résistante à l'augmentation du bruit inhérent au signal physiologique (Grosse-Wentrup and Buss, 2008) et a tendance à être sujette au surapprentissage[4] (Reuderink and Poel,

[4] Le surapprentissage (en anglais « *overfitting* ») est un problème courant dans les méthodes mathématiques et informatiques de classification. Il est en général provoqué par un mauvais dimensionnement de la structure utilisée pour réaliser la classification. Une structure dans une situation de surapprentissage généralisera difficilement les caractéristiques des données et aura tendance à expliquer le bruit. Elle se comporte alors comme une table contenant tous les échantillons utilisés lors de l'apprentissage et perd ses pouvoirs de prédiction sur de nouveaux échantillons.

2008). De plus, le CSP ne permet pas de tenir compte du décours temporel d'un signal, ce qui le rend peu adapté pour une utilisation dans une ICM utilisant les activités évoquées (voir section 3. 1 de ce chapitre). De nombreuses variantes du CSP ont été développées pour répondre à toutes sortes de besoins, notamment la sélection de bandes de fréquence (Ang et al., 2008) pour une utilisation dans les ICM s'appuyant sur des marqueurs de type oscillatoire (voir section 3.3 de ce chapitre).
Pour le cas des ICM exploitant les réponses évoquées, des filtrages spatiaux ont été spécialement développés. On peut citer notamment l'approche discriminante de Fisher (Hoffmann et al., 2006) qui recherche un filtre spatial tel que le décours temporel du signal filtré est le plus différent possible entre les deux classes, et l'algorithme xDAWN (Rivet et al., 2009) qui maximise le rapport signal d'intérêt sur données brutes (i.e. sur signal plus bruit).
En somme, il existe de nombreuses méthodes qui permettent de réduire le nombre de variables à entrer dans le classifieur. Ces méthodes, de complexité variable, seront essentiellement choisies en fonction du marqueur physiologique exploité et des besoins de l'interface.

- Classification ou régression et prise de décision

L'étape de régression ou de classification opère la nécessaire transformation de l'espace des signaux électrophysiologiques vers l'espace de commande ou d'action. Lorsque ce dernier est continu comme dans le cas d'une commande correspondant à un paramètre de mouvement tel que la vitesse d'un effecteur, on appliquera une régression, linéaire ou non (Liu et al., 2011a). À l'inverse, si l'espace de commande est discret, on utilisera une approche de classification. À l'heure actuelle, notamment pour les ICM non-invasives utilisant l'EEG, il est difficile d'établir avec précision une transformation continue et non univoque entre les deux espaces. C'est pourquoi l'approche de classification est largement majoritaire, y compris pour les ICM motrices (Jerbi et al., 2011). En revanche, une quantité continue comme une probabilité peut être exploitée à l'issue de la classification et ainsi conduire à une information plus riche qu'une simple quantité binaire d'appartenance à une classe ou non[5]. Nous ne parlerons plus ici que de classification puisque c'est l'approche qui s'applique à la problématique de nos travaux et que nous avons développée.

On distingue généralement les algorithmes de classification selon qu'ils procèdent d'un apprentissage supervisé ou non.
Dans le cas d'un apprentissage supervisé, le système apprend à classer à partir d'exemples pour lesquels la classe d'appartenance est connue avec une bonne confiance. Ainsi l'approche supervisée requiert deux phases. Lors de la première phase (hors ligne, dite d'apprentissage ou d'étalonnage), les données associées à chacune des classes sont accumulées et doivent être étiquetées correctement afin de déterminer un modèle des données pour chacune des classes. La seconde phase (en ligne, dite de test) consiste à prédire l'étiquette d'une nouvelle donnée, connaissant le modèle préalablement appris. Parfois il est préférable de ne pas associer une classe unique à une nouvelle observation mais plutôt d'y attribuer une probabilité d'appartenance à chacune des classes. On parle alors d'apprentissage supervisé probabiliste. L'analyse discriminante linéaire (ou LDA pour *Linear discriminant analysis*) ou les SVM (pour *Support vector machine*) sont des exemples typiques de classifieurs couramment utilisés dans les ICM dont l'apprentissage est supervisé (Krusienski et al., 2006; Manyakov et al., 2011; Aloise et al., 2012b).
Dans le cas d'un apprentissage non supervisé, le système dispose d'exemples mais ne connait pas les étiquettes. Le nombre de classes et leur nature n'ayant pas été prédéterminés, l'algorithme doit découvrir par lui-même la structure plus ou moins cachée des données. Le système doit ici cibler les données selon leurs caractéristiques, pour les classer en groupes homogènes d'exemples. Ce mode de classification est très peu utilisé dans le domaine des ICM.

[5] Voir Chapitre 3, section 2.2

En revanche, des méthodes d'apprentissage par renforcement sont développées depuis quelques années pour permettre de réduire voire de supprimer la phase d'étalonnage et de s'adapter à des modulations de l'activité cérébrale au cours de l'utilisation de l'ICM. Le principe est le suivant : à chaque observation, le classifieur produit une action qui reçoit une récompense positive ou négative selon que cette action est correcte ou non. Cette récompense vient guider l'apprentissage du classifieur. Cette méthode ne nécessite pas de phase d'apprentissage préalable au test – bien qu'elle soit plus performante avec un cours apprentissage – mais nécessite une récompense relativement fiable associée à chaque décision du classifieur (Rachez et al., 2011).
Une fois l'étape de classification effectuée, l'ICM doit associer la classe qui a été déterminée par le classifieur comme étant celle correspondant aux signaux (ou la classe associée à la plus haute probabilité dans le cas des classifieurs probabilistes) à une commande numérique. Celle-ci peut prendre des formes très diverses. On peut citer notamment le déplacement d'un système dans une direction ou dans une autre — que ce soit un curseur ou une jauge sur un écran d'ordinateur, un bras robotisé ou un fauteuil roulant — et la sélection d'un item — une lettre ou une icône sur un écran par exemple. Un aperçu des différentes actions qui peuvent résulter d'une ICM est exposé dans la section 1.6 de ce chapitre.

- Retour sensoriel ou feedback

L'étape finale de la boucle fermée que constitue une ICM consiste en un retour sensoriel ou feedback qui vient informer l'utilisateur du résultat de la chaine de traitement. De la même manière que dans la plupart des tâches cognitives, ce feedback est fondamental pour permettre à l'utilisateur d'apprendre à correctement réaliser la tâche, autrement dit ici, à correctement contrôler l'ICM. Ainsi la gestion du feedback ne doit pas être négligée lors du processus de création d'une ICM. Celui-ci doit être choisi soigneusement : il doit être clair et en rapport avec la tâche demandée sans perturber la production des commandes.
Ce feedback peut prendre différentes formes selon l'objectif et le type d'ICM utilisé. Les feedbacks visuels sont les plus courants, mais d'autres modalités sensorielles peuvent être envisagées. Un feedback vibro-tactile a notamment été testé par une équipe italienne (Cincotti et al., 2007). Ce feedback s'est avéré aussi performant pour renseigner l'utilisateur et plus naturel qu'un feedback visuel, tout en permettant de réserver la voie sensorielle visuelle à la réalisation de la tâche lorsque celle-ci devenait plus complexe. Dans le cas de la stimulation électrique fonctionnelle mise en place par le groupe de Fetz, le feedback était kinesthésique (Moritz et al., 2008). L'action provoquée par l'ICM étant le mouvement de son propre bras, le singe recevait comme feedback sensoriel non seulement la vision de son bras en mouvement, mais également les sensations au niveau des tendons et des articulations lui permettant de connaître la position de son membre.

Figure 10 : Navigation 3D dans un environnement immersif. Image extraite de Pfurtscheller et al. (2006b).

Le feedback peut également être de complexité variable, allant du plus simple dans le cas de pictogrammes différenciant les commandes au plus complexe dans le cas d'une navigation 3D dans un environnement immersif (Leeb et al., 2007a). Toutefois, il semblerait que l'utilisation d'un environnement stimulant, comme la navigation spatiale dans un environnement virtuel, permette d'accroitre les performances de l'ICM (Pfurtscheller et al., 2006b) (Figure 10).

1.6. Diversité des applications des ICM

- Restauration de fonctions sensorielles, motrices ou cognitives

Les ICM ont été développées en premier lieu dans un but clinique, afin de restaurer des fonctions perdues ou déficitaires. Lorsqu'il s'agit de fonctions sensorielles, les ICM ont pour vocation de stimuler le cerveau pour transmettre à nouveau les afférences nécessaires à notre perception. Elles s'opposent ainsi aux ICM « classiques » pour lesquelles l'activité cérébrale est décodée dans le but de commander une machine. Ces ICM, ainsi que celles qui ont pour dessein de traiter directement une pathologie ou un symptôme via la stimulation cérébrale profonde ayant déjà été exposées dans la section 1.3 de ce chapitre, elles ne seront pas abordées ici.
Les principales autres capacités que les ICM tentent de restaurer sont le mouvement et la communication. Ces ICM sont principalement développées à destination de patients paralysés plus ou moins sévèrement.

Les ICM qui tentent de restaurer une forme de mouvement s'appuient le plus souvent sur l'activité des régions corticales du système moteur. En effet, il a été montré à la fin des années 1990 qu'un mouvement imaginé ou observé entrainait une activation cérébrale similaire à celle observée lors de la réalisation d'un mouvement (en TEP : Grafton et al., 1996; en IRMf : Porro et al., 1996; Lotze et al., 1999; en EEG : Pfurtscheller, 2000). Grâce à cette propriété du système moteur, il devient possible pour une personne entièrement paralysée mais dont le cerveau demeure intact, de contrôler le mouvement d'un curseur (Yoo et al., 2004; Felton et al., 2007), d'un bras ou d'une main robotisés (Hochberg et al., 2006; Buch et al., 2008; Lee et al., 2009) ou encore d'un fauteuil roulant (Galan et al., 2008; Long et al., 2012) via l'exécution ou l'imagination de commandes motrices. Cette méthode utilise les propriétés de synchronisation et de désynchronisation des rythmes moteurs *mu* et *béta*[6]. D'autres marqueurs physiologiques ont été proposés pour atteindre le même objectif. Les réponses évoquées (P300, *steady-state* visuel[7]) qui permettent de sélectionner des items peuvent être utilisées pour sélectionner une direction (Pires et al., 2008; Rebsamen et al., 2010; Bastos et al., 2011; Diez et al., 2011). Enfin, certaines études proposent de combiner plusieurs types de marqueurs pour augmenter le nombre de commandes possibles ou simplement pour augmenter l'information recueillie et donc la précision de l'ICM (Allison et al., 2010). Par exemple, la direction du fauteuil roulant développé par Long et al. (2012) est commandée par l'imagerie motrice de la main gauche et de la main droite, tandis que la vitesse est contrôlée par l'attention focalisée sur un bouton flashé sur une interface graphique.

La communication est une fonction cognitive de plus haut niveau qui fait appel au langage. Plusieurs voies de recherche ont été développées pour rétablir celle-ci. Les travaux de l'équipe de Kennedy (Guenther et al., 2009), déjà cités dans un précédent paragraphe, consistent à déduire les voyelles que l'utilisateur veut prononcer en analysant les signaux cérébraux issus du cortex prémoteur ventral gauche qui est associé à la programmation du langage. En 2011, une autre équipe de recherche américaine a travaillé sur la discrimination de ces signaux de programmation du langage (Pei et al., 2011), mais en proposant une application différente associant la reconnaissance d'un phonème à un déplacement, ce qui permet de contrôler un curseur sur un écran (Leuthardt et al., 2011).
Des recherches militaires sont également financées actuellement pour transférer ces découvertes à une technique plus facilement utilisable : l'EEG. Le projet « *Silent talk* » a pour objectif de permettre la communication d'homme à homme sur le champ de bataille sans utiliser la parole, grâce à l'analyse du signal cérébral (Drummond and Shachtman, 2009). Une méthode de

[6] Les différents rythmes cérébraux sont exposés dans la section 3 de ce chapitre.
[7] L'onde P300 est développée dans la section 2 du chapitre 2. Les steady-state visuels sont développés dans la section 3 de ce chapitre.

restauration de la communication en EEG qui a déjà fait ses preuves depuis des années est le *P300-Speller* (Farwell and Donchin, 1988). Toutefois, cette méthode est difficilement applicable à l'utilisation militaire puisqu'elle nécessite un niveau de concentration important sur une stimulation visuelle ou auditive. Comme son nom l'indique, elle permet d'épeler des lettres, et donc des mots voire des phrases. En réalité, la méthode très générique permet de sélectionner un item dans une liste, grâce au flashage des items par ligne et par colonne. Cet item peut être une lettre ou un mot mais également une action comme « ouvrir mon navigateur internet » ou « allumer la télévision ». Cette application sera détaillée dans le chapitre 2 de cette thèse. D'autres *speller*[8] s'appuyant sur des activités oscillatoires produites par l'imagerie motrice (Pfurtscheller et al., 1998), sur la réponse visuelle au mouvement (Hong et al., 2009), sur des réponses *steady-state* visuelles (ou SSVEP pour *steady-state evoked potentials*) (Muller-Putz et al., 2005), ou encore sur des ondes corticales lentes[9] (ou SCP) (Birbaumer et al., 1999) ont également vu le jour. Le *Hex-o-speller* peut par exemple se présenter sous la forme d'une roue qui tourne lorsque le mouvement imaginé de la main gauche ou droite est reconnu, et sélectionne un item lorsqu'un mouvement des pieds est détecté (Blankertz et al., 2006). Le N200-Speller, quant-à lui, utilise les réponses évoquées par la perception visuelle d'un mouvement, et notamment la réponse N200 (Hong et al., 2009). Ce *speller* a été développé pour répondre au problème de la fatigue visuelle provoquée par les flashs répétés lors de l'utilisation prolongée du P300-Speller. Chaque item est associé à une petite barre colorée, et la stimulation consiste à faire apparaitre et se déplacer rapidement vers la gauche les barres correspondant à des sous-groupes d'items. Les spellers utilisant les SSVEP ou les SCP sont moins efficaces, car ils ne permettent pas de sélectionner directement un item parmi une grande liste d'items. Les SSVEP nécessitent des stimulations visuelles à des fréquences bien différenciées pour chaque item, ce qui est visuellement fatigant et se limite à un choix entre trois ou quatre possibilités. Les SCP, quant à eux, donnent une réponse binaire entre deux choix seulement. Les lettres sont donc présentées sous la forme de deux groupes d'items. Après sélection, le groupe choisi se divise en deux sous-groupes, et ainsi de suite (Birbaumer et al., 1999). Cette forme de sélection est extrêmement lente.

- Détection de la conscience chez des patients végétatifs

Récemment, il a été proposé l'utilisation des ICM chez une population de patients en état de conscience altérée. Il a notamment été demandé à une jeune femme de 23 ans diagnostiquée dans un état végétatif à la suite d'un accident de voiture d'imaginer qu'elle jouait au tennis, puis de s'imaginer en train de se déplacer dans les différentes pièces de sa maison. Son activité cérébrale était simultanément enregistrée en IRMf (Owen et al., 2006). De manière très intéressante, des activités comparables à celles de sujets sains ont été observées durant la réalisation de ces deux tâches cognitives différentes, ce qui indique que la patiente avait entendu et compris la consigne, puis avait volontairement réalisé la tâche. Cette même équipe de recherche a essayé ensuite de tester cette technologie sur un plus grand panel de patients. Sur cinquante-quatre patients en état de conscience altérée, seuls cinq furent capables de moduler leur activité cérébrale de manière volontaire (Monti et al., 2010). Et seul un patient fut capable de répondre par oui ou non à des questions grâce au même protocole. Une autre équipe de recherche a depuis transféré cette idée à l'EEG pour faciliter son utilisation (Cruse et al., 2011; Cruse et al., 2012). Ce type d'application en est encore à ses débuts, mais pourrait permettre d'améliorer le diagnostic et donc la prise en charge de ces patients, voire même de rétablir une certaine forme de communication minimaliste chez certains d'entre eux.

[7] On utilise le terme « speller » pour faire référence aux machines permettant d'épeler des mots.
[8] Les ondes corticales lentes sont développées dans la section 3 de ce chapitre.

- Entrainement par neurofeedback : traitement de pathologies et optimisation des performances

Une autre application très développée des ICM est l'entrainement par neurofeedback (NFT pour *neurofeedback training)*. Cela consiste à fournir en temps-réel des informations à un utilisateur concernant son activité cérébrale. L'utilisateur peut alors essayer de trouver des stratégies pour moduler telle ou telle activité cérébrale (Figure 11). L'objectif est de réussir à modifier à long terme une activité cérébrale pathologique ou non optimale afin de modifier le comportement associé à cette activité. C'est dans les années 1970 que des chercheurs ont envisagé pour la première fois qu'il était possible de contrôler volontairement certaines activités oscillatoires produites par le cerveau (Paskewitz and Orne, 1973; Hardt and Kamiya, 1976). Le NFT a depuis été testé dans un grand nombre de pathologies très diverses : les troubles du déficit de l'attention avec hyperactivité (ADHD pour *Attention-deficit hyperactivity disorder*) (Gevensleben et al., 2012; Lofthouse et al., 2012), l'autisme (Holtmann et al., 2011), l'épilepsie (Sterman and Egner, 2006; Walker, 2010), la schizophrénie (McCarthy-Jones, 2012), l'alcoolisme (Schneider et al., 1993) et la dépression (Schneider et al., 1992) ; ainsi que pour traiter les migraines (Walker, 2011), les insomnies (Hammer et al., 2011), l'anxiété (Hammond, 2005), les troubles obsessionnels compulsifs (Hammond, 2005) et les acouphènes (Dohrmann et al., 2007; Crocetti et al., 2011). D'autre part, des études se sont intéressées à l'entrainement de processus cognitifs dans des cas non pathologiques. La mémoire de travail pourrait ainsi être améliorée grâce un entrainent par neurofeedback (Vernon et al., 2003; Escolano et al., 2011), de même que les capacités attentionnelles (Egner and Gruzelier, 2001), les performances sportives (Landers et al., 1991) et les performances artistiques (Egner and Gruzelier, 2003; Raymond et al., 2005). Dans sa revue sur le sujet, Vernon (2005) remarque tout de même que dans la majorité des études, aucun changement EEG n'est associé aux modifications de performances, ce qui ne permet pas de conclure quant à l'effet direct du NFT sur celles-ci. De plus, il manque souvent soit un contrôle expérimental, soit une ligne de base fiable permettant de mesurer rigoureusement la modification électrophysiologique liée à l'entrainement par neurofeedback. Cela rend les résultats difficiles à interpréter.

Figure 11 : Application de l'entrainement par neurofeedback chez un enfant autiste.
Source : www.researchautism.net

- Jeux

Enfin, les ICM ont récemment été appliquées à un tout autre domaine, celui du jeu. Certains jeux de société exploitant une modulation de l'activité cérébrale sont déjà commercialisés. On peut notamment citer les jeux MindFlex, Force Trainer et Mindball[10] qui consistent à contrôler la position d'une balle en se concentrant ou en se relaxant (Figure 12). Le système est extrêmement simple puisqu'il se résume à une unique électrode placée sur le front, mais des questions se posent quant à l'activité réellement enregistrée par celle-ci. S'agit-il vraiment d'une ICM ou le jeu ne fonction,erait-t'il pas davantage grâce à l'activité musculaire enregistrée au niveau du front ?

[10] Commercialisés respectivement par Mattel, Lucas et IP ProductLine

Figure 12 : Jeux Mindflex, Force trainer et Mindball qui consistent à se concentrer ou se détendre pour influencer la position d'une balle contrôlée par un jet d'air.

Les applications pour les jeux vidéo sont à l'heure actuelle encore au niveau expérimental mais se développent de plus en plus. On peut distinguer deux types d'interactions dans ces ICM (George and Lécuyer, 2010). En effet l'interaction avec l'ordinateur peut-être explicite, dans le cas où l'utilisateur utilise directement les modulations de son activité cérébrale pour commander le jeu. Par exemple, si l'imagerie motrice est utilisée pour déplacer un personnage. Mais elle peut également être implicite ou passive dans le cas d'un contrôle moins conscient associé à une tâche secondaire. La difficulté du jeu pourrait par exemple s'adapter au niveau de vigilance de l'utilisateur. Les jeux vidéo peuvent utiliser n'importe quel marqueur cérébral, pourvu que le joueur soit capable de le contrôler. Les *steady-state* visuels peuvent par exemple être utilisés pour se déplacer dans un environnement virtuel (Legény et al., 2011), de même que les activités oscillatoires produites lors de l'imagination d'un mouvement (Lotte et al., 2010). Dans l'application alpha-WoW, une adaptation du jeu *World of Warcraft*, l'identité de l'avatar de l'utilisateur dépend de son activité dans la bande de fréquence alpha (8-12 Hz). Initialement, le joueur prend la forme d'un druide, mais lorsque cette activité diminue, signe que le joueur est moins détendu, le personnage se transforme en ours (Plass-Oude Bos et al., 2010). Enfin, l'onde P300 qui permet de sélectionner des items peut également être utilisée dans ce contexte. Au sein de notre équipe, nous avons développé une adaptation du jeu *Puissance 4*, dont les colonnes sont sélectionnées grâce à l'ICM. Outre l'amusement lié au fait de jouer à travers une ICM, celle-ci permet également une forme de compétition entre les deux joueurs, grâce à l'implémentation d'un mode de jeu dans lequel les joueurs jouent simultanément et le choix de la colonne se fait après une compétition entre les signaux des deux joueurs (Maby et al., 2012)[11].
Pour une application commerciale, il est indispensable de mettre au point des ICM qui soient efficaces, simples d'utilisation et peu fatigantes, ainsi que des systèmes d'acquisition peu encombrants, sans gel, sans fil et bon marché. Ainsi, le domaine du jeu qui dispose de moyens financiers considérables joue le rôle de moteur puissant pour le développement de nouveaux systèmes EEG adaptés aux contraintes des ICM.

Conclusion intermédiaire
Les applications des ICM sont très diverses. On peut distinguer celles qui visent à restaurer une fonction sensorielle, motrice ou cognitive, de celles qui visent à modifier à plus ou moins long terme une activité oscillatoire dans le but de traiter une pathologie ou un symptôme ou dans le but d'améliorer des capacités cognitives, sportives ou artistiques. Enfin, les jeux vidéo représentent un champ d'application nouveau et en plein essor. Selon l'objectif recherché, une méthode d'acquisition et/ou un ou plusieurs marqueurs physiologiques seront privilégiés. Dans les deux sections suivantes de ce chapitre, les différentes méthodes d'acquisition utilisées par les ICM, ainsi que les différents marqueurs exploitables par les ICM s'appuyant sur l'EEG seront tour à tour exposés.

[11] Voir Chapitre 13, section 2.

2. Les techniques d'acquisition utilisées

Il existe diverses méthodes de mesure — directes ou indirectes, invasives ou non — de l'activité cérébrale utilisées dans le cadre des ICM. Ces méthodes sont les mêmes que celles utilisées en recherche fondamentale ou en clinique. Dans cette section dédiée à la description de leur principe de mesure, les techniques ont été regroupées selon leur caractère invasif ou non.

2.1. Les techniques invasives

Une méthode de mesure du signal cérébral est dite invasive lorsqu'elle nécessite un acte chirurgical, c'est-à-dire une implantation d'électrodes dans la boite crânienne. Par conséquent, ces méthodes peuvent entrainer des infections ou des lésions du tissu nerveux, elles sont donc essentiellement utilisées chez l'animal. En contrepartie, elles permettent un rapport signal sur bruit très bon car les activités neuronales issues de différentes régions du cortex ne sont pas mélangées ni filtrées du fait de leur observation à distance, à travers les méninges, l'os et la peau. Elles permettent par exemple d'extraire des patterns de quelques motoneurones correspondant à des mouvements fins de la main (Taylor et al., 2002). Les techniques invasives sont des méthodes de mesure relativement directe de l'activité cérébrale : elles enregistrent une différence de potentiels électriques due à l'activité électrique des neurones.

- La stéréoencéphalographie ou électroencéphalographie intracrânienne (SEEG)

La SEEG est une technique d'enregistrement de l'activité des neurones grâce à des électrodes implantées en profondeur dans la boite crânienne. Chez l'homme, cette approche est préconisée pour le diagnostic pré-chirurgical des patients épileptiques pharmaco-résistants afin de localiser le ou les foyers épileptogènes. La SEEG enregistre l'activité électrique des neurones à proximité directe de ces derniers (quelques cm^3 autour de la région implantée) grâce à des électrodes de l'ordre de 1 mm de diamètre possédant chacune jusqu'à 18 plots d'enregistrements (Figure 13). En utilisant plusieurs électrodes, il est possible d'enregistrer jusqu'à 128[12] régions cérébrales différentes. Avec cette technique, les potentiels de champs locaux sont mesurés de manière très précise.

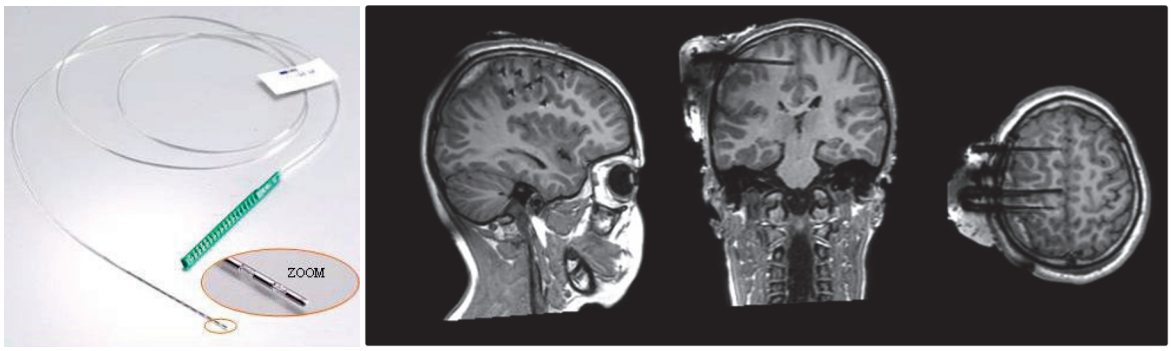


Figure 13 : gauche : électrode développée par la société DIXI (diamètre de 0,8 mm). Droite : IRM anatomique d'un patient implanté avec des électrodes de ce type.

[10] La valeur de 128 est une limite technique : les amplificateurs sont limités à 128 entrées.

L'implantation des électrodes se fait lors d'une opération neurochirurgicale complexe au cours de laquelle la trajectoire que doit prendre l'électrode implantée pour atteindre la région cible est repérée avec la plus grande précision possible. C'est le repérage stéréotaxique.

À Lyon et à Grenoble, le chercheur Jean-Philippe Lachaux propose à des patients implantés dans le cadre d'un diagnostic pré-chirurgical de l'épilepsie d'utiliser l'ICM *BrainTV* qu'il a développée (Figure 14). *BrainTV* permet à ces patients de visualiser en temps-réel l'activité cérébrale enregistrée sur chacune des électrodes implantées, et d'observer ainsi le lien entre les modulations de ces activités mesurées et leur comportement ou leur activité mentale (Lachaux et al., 2007).

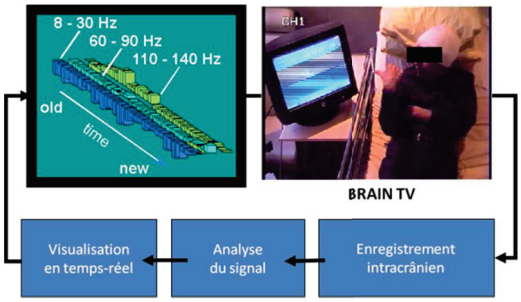


Figure 14 : Schéma du fonctionnement de l'ICM BrainTV. La puissance dans trois bandes de fréquences différentes est représentée simultanément au cours du temps. Figure adaptée de Lachaux et al. (2007).

- L'enregistrement multi-unitaire

L'enregistrement multi-unitaire est également une technique d'enregistrement de l'activité des neurones grâce à des électrodes implantées en profondeur dans la boite crânienne, mais celles-ci sont beaucoup plus petites que dans le cas de la SEEG : on parle de microélectrodes. Les microélectrodes sont chirurgicalement placées dans le cerveau. Une centaine de microélectrodes peut être regroupée sur un minuscule implant (Figure 6, p.22). Chaque électrode permet d'enregistrer les potentiels d'action émis par les quelques neurones avoisinants.

Les premiers tests d'ICM chez l'homme avec ces techniques ont eu lieu à la fin des années 1990 et au début des années 2000 (Kennedy and Bakay, 1998; Hochberg et al., 2006), démontrant ainsi la faisabilité du concept, ainsi que la précision du contrôle qu'il était possible d'obtenir avec ce type d'ICM.

- L'électrocorticographie (ECoG)

L'ECoG est considérée comme partiellement invasive, dans la mesure où elle nécessite un acte chirurgical pour l'implantation d'une grille d'électrodes, mais où celle-ci ne pénètre pas dans la masse cérébrale. La grille est placée à l'intérieur de la boîte crânienne, entre la dure-mère et le cortex (Figure 15).

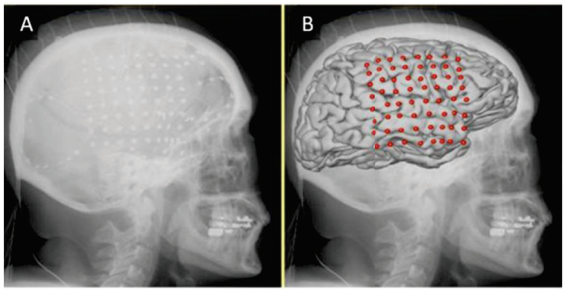


Figure 15 : Radiographie du crâne avec un implant ECoG (A) et superposition de l'emplacement des électrodes sur un cerveau moyen (B). Figure adaptée de Schalk et al. (2008).

Cette technologie présente moins de risques que les approches intra-corticales tout en offrant une meilleure résolution que les systèmes non invasifs.
Dans le domaine des ICM, L'ECoG a été testée sur les humains par Eric Leuthardt et Daniel Moran de l'Université de Washington à partir de 2004 (Leuthardt et al., 2004). Une expérience a notamment été menée afin de permettre à un adolescent de jouer au jeu *Space Invaders* en utilisant un implant ECoG (Fitzpatrick, 2006). Celui-ci lui avait été placé temporairement dans le cerveau du jeune homme dans le cadre d'un bilan pré-chirurgical pour traiter son épilepsie. Cette expérience a prouvé que cette technique offre un contrôle rapide, nécessitant peu d'adaptation et qu'elle constitue un bon compromis entre qualité du signal et risques pour l'homme.

2.2. Les techniques non invasives

Les techniques non invasives sont nées au début du 20ème siècle avec les premiers enregistrements EEG chez l'homme par Hans Berger (1929). D'autres techniques ont été développées depuis, s'appuyant sur des principes différents. On peut distinguer les techniques électrophysiologiques telles que l'EEG et la MEG qui s'appuient sur l'activité électrique des neurones, et des techniques d'imagerie qui s'appuient sur le principe que les neurones consomment davantage d'oxygène et de glucose lorsqu'ils sont actifs. Néanmoins, ces techniques ont toutes en commun qu'elles ne nécessitent pas d'intervention chirurgicale, et peuvent par conséquent être utilisées sur n'importe quel individu, de manière simple, rapide, et sans risque. En revanche, aucune ne permet de combiner précision spatiale et précision temporelle aussi finement que les techniques invasives.

- L'électroencéphalographie de surface (EEG)[13]

L'EEG est probablement la méthode d'acquisition la plus utilisée dans le cadre des ICM car elle est facilement transportable et relativement peu chère[14]. Elle consiste à mesurer une différence de potentiels électriques grâce à des électrodes placées sur le cuir chevelu (Figure 16). Le contact est généralement favorisé par l'utilisation d'un gel conducteur. Cette méthode est douée d'une excellente résolution temporelle. En revanche, du fait du passage des signaux électriques à travers les méninges, l'os et la peau, cette méthode ne bénéficie pas d'une bonne résolution spatiale, est très sensible aux artefacts musculaires ce qui la dote d'un rapport mauvais signal sur bruit, et souffre d'une perte de puissance dans les fréquences supérieures à une quarantaine de Hertz.

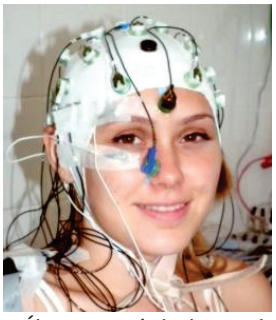


Figure 16 : Électroencéphalographie ou EEG

[13] Le fonctionnement pratique de l'EEG est détaillé dans le chapitre 6, section 1.1.
[14] Les systèmes EEG les moins chers coûtent moins de 100€ (système MindWave : 99$) mais sont peu précis. Les plus chers coûtent quelques dizaines de milliers d'euros, ce qui reste très bon marché par rapport aux prix des autres techniques d'acquisition non invasives.

- La magnétoencéphalographie (MEG)[15]

La MEG est une technique de mesure des champs magnétiques engendrés par l'activité électrique des neurones (Figure 17). Les signaux MEG ont été enregistrés pour la première fois à la fin des années 1960 (Cohen, 1968). Comme l'EEG, la MEG bénéficie d'une excellente résolution temporelle. En revanche, elle offre une meilleure résolution spatiale. Cet avantage ne provient pas du fait qu'elle utilise généralement plus de capteurs (de l'ordre de 300) mais s'explique pas la moindre sensibilité des champs magnétiques aux inhomogénéités et à l'anisotropie des différents tissus, notamment de l'os, lesquelles engendrent de grandes distorsions des potentiels électriques mesurés en EEG (Cohen and Cuffin, 1983). C'est aussi ce qui permet à la MEG de mesurer avec plus de robustesse des activités de plus haute fréquence que l'EEG (entre 40 et 80Hz environ). La MEG est toutefois moins sensible que l'EEG aux sources profondes et aux sources radiales. Autrement dit, elle est plus sensible aux populations de neurones relativement superficielles et orientées tangentiellement par rapport à la surface du crâne (typiquement situées sur la paroi des sillons du manteau cortical) (Cohen and Cuffin, 1983). Néanmoins, la MEG n'atteint pas la précision spatiale de l'imagerie par résonance magnétique fonctionnelle (IRMf, voir paragraphe ci-après) ou des techniques invasives qui permettent d'enregistrer sans ambigüité une région cible. En effet, la MEG comme l'EEG ne permettent de reconstruire les sources corticales du signal enregistré sur le scalp qu'après résolution d'un problème inverse mal posé, pour lequel de nombreux algorithmes ont été proposés dans la littérature[16] (Baillet et al., 2001). Ce qu'il est important de comprendre, c'est qu'il n'existe pas de méthode unique, comme il n'existe pas de solution unique à ce problème de localisation de sources. En revanche, formulé de manière probabiliste, il est possible de résoudre ce problème inverse en tenant compte de contraintes réalistes ou d'informations a priori et d'évaluer quantitativement différents modèles pour un même jeu de données (Mattout et al., 2006). Ce type d'algorithmes a été implémenté dans le logiciel SPM[17] (Litvak et al., 2011) et étendu à la reconstruction de groupe (Litvak and Friston, 2008), ainsi qu'à la fusion des données EEG et MEG pour la résolution du problème inverse (Henson et al., 2009). C'est l'approche que nous avons utilisée pour ce type d'analyse (voir chapitre 12).

Figure 17 : Dispositif de magnétoencéphalographie de Lyon, CERMEP. Source : Inserm ; Patrice Latron

Néanmoins, la MEG est beaucoup plus onéreuse que l'EEG[18], et n'est pas transportable de par son volume et son poids et du fait de l'imposant dispositif technique qu'elle requiert : les systèmes actuels opèrent à très basse température pour permettre le fonctionnement des composés supraconducteurs qui composent les capteurs. C'est pour cette raison qu'elle est relativement peu utilisée dans les études pour le développement d'ICM. Il a cependant été montré qu'il est tout à fait possible de communiquer des décisions binaires grâce au contrôle des rythmes moteurs par imagerie motrice en MEG (Mellinger et al., 2007; Jerbi et al., 2011), et que la MEG pourrait se révéler utile dans la perspective d'un entrainement par neurofeedback (Foldes et al., 2011).

[15] Le fonctionnement pratique de la MEG est détaillé dans le chapitre 6, section 1.2.
[16] Le principe et les méthodes de reconstruction de source sont expliqués dans le chapitre 6, section 2.2.
[17] Le logiciel SPM est présenté dans le Chapitre 9, section 2.1.
[18] Le prix d'achat est d'environ deux millions d'euros.

- L'imagerie par résonance magnétique fonctionnelle (IRMf)

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) est une technique d'imagerie médicale permettant d'obtenir des vues 2D ou 3D de l'intérieur du corps de façon non-invasive avec une résolution relativement élevée (Figure 18). L'IRM fonctionnelle permet de mesurer au cours du temps l'activité des différentes zones du cerveau. La méthode la plus utilisée actuellement est celle qui utilise l'aimantation de l'hémoglobine contenue dans les globules rouges du sang. L'hémoglobine se trouve sous deux formes distinctes : oxygénée et désoxygénée. Il est donc possible d'observer l'afflux de sang oxygéné, qui chasse le sang désoxygéné. Lorsqu'une zone du cerveau voit son activité augmenter, un afflux de sang oxygéné lui parvient, répondant ainsi à la demande de consommation locale en dioxygène des cellules actives : c'est le signal BOLD (pour *blood oxygenation level-dependent*). En faisant l'acquisition d'images à une cadence rapide il est possible de suivre sous forme de film les modulations de débit sanguin liées à l'activité cérébrale. Cette technique bénéficie d'un bon rapport signal sur bruit et d'une excellente précision spatiale, mais d'une précision temporelle pauvre liée au caractère indirect de la mesure. En effet, même avec une cadence rapide d'acquisition des images, la précision temporelle est limitée par la vitesse du phénomène observé : le pic d'activité de la réponse hémodynamique a lieu environ six secondes après l'apparition d'une stimulation. De même que la MEG, cette technique est très onéreuse et très encombrante à cause du système de refroidissement de l'aimant, ce qui la rend non transportable. Son utilisation quotidienne est donc impossible. Néanmoins, l'utilisation de l'IRMf dans les ICM permet d'entrainer un participant à moduler l'activité cérébrale d'une zone spécifique de son cerveau. Le cortex sensori-moteur (Yoo and Jolesz, 2002; deCharms et al., 2004), l'amygdale (Posse et al., 2003), l'aire motrice supplémentaire (ou SMA pour *Supplementary motor area*) (Weiskopf et al., 2004), le cortex cingulaire antérieur (ou ACC pour *Anterior cingulate cortex*) (Weiskopf et al., 2003; deCharms et al., 2005), le cortex auditif (Yoo et al., 2001) ou l'insula antérieure (Caria et al., 2007) ont notamment été étudiés dans ce but.

Figure 18 : Dispositif d'imagerie par résonance magnétique. Source : www.leprogres.fr ; Philippe Vacher.

- La spectroscopie proche infrarouge (NIRS)

Comme l'IRMf, la NIRS mesure l'activité neuronale de manière indirecte, en observant le métabolisme de l'oxygène (Figure 19). Cette méthode repose sur le principe que le spectre d'absorption de la molécule d'hémoglobine est différent selon qu'elle est sous sa forme oxygénée ou désoxygénée. En mesurant les changements liés à l'absorption et à la diffusion d'un signal infrarouge traversant les tissus, il est possible de déterminer si les régions observées sont actives ou non. Cette technique présente l'intérêt d'être dotée d'un bon rapport signal sur bruit, d'être portable, et d'avoir un coût limité[19]. En revanche, elle présente une précision temporelle et spatiale médiocre. La précision temporelle est limitée par la vitesse de la réponse BOLD qui est de l'ordre de quelques secondes. La précision spatiale, quant à elle, dépend du phénomène de diffusion de la lumière dans les différents tissus de la tête (avec leurs inhomogénéités), ce qui rend difficile le calcul du chemin optique qui est à la base de la mesure. De ce fait, cette technique ne permet d'accéder qu'aux couches supérieures du cortex cérébral.

[19] Le prix d'un équipement complet est compris entre 20 000 et 200 000 euros.

Figure 19 : Casque de spectroscopie proche infrarouge. Source : http://www.nirsforum.com/

L'imagerie motrice (Kanoh et al., 2009) et la détection de tâches cognitives telles que l'imagination du chant ou du calcul mental (Power et al., 2012) semblent pouvoir être utilisées pour envoyer des commandes grâce à ce type de mesure employé dans une ICM. Enfin, il est possible de coupler cette technique à l'EEG (Fazli et al., 2012), ce qui permet d'améliorer les performances du fait de la complémentarité des mesures.

- La tomographie par émission de position (TEP)

La TEP permet de mesurer en trois dimensions l'activité métabolique d'un organe grâce aux émissions émises par les positons issus de la désintégration d'un produit radioactif injecté au préalable (Figure 20). Grâce à l'injection de fluor 18 (un sucre semblable au glucose avec un composant radioactif), la TEP permet d'observer la consommation de sucre par les cellules, ce qui reflète l'activité des cellules. On considère qu'une région cérébrale consomme davantage de glucose lorsqu'elle est active.
La TEP est une technique d'imagerie fonctionnelle très utilisée, mais pourvue d'une précision temporelle médiocre. Par conséquent, elle n'est pas utilisée dans le domaine des ICM.

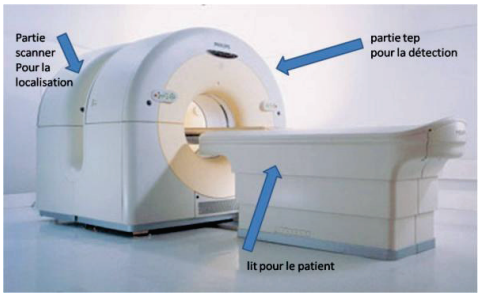


Figure 20 : Dispositif de tomographie par émission de positons de Poitiers.
Source : http://medecine-nucleaire-poitiers.com

2.3. Conclusion sur les techniques d'acquisition utilisées dans les ICM

Les techniques d'explorations fonctionnelles cérébrales sont nombreuses et diffèrent selon le phénomène qu'elles permettent d'observer (une mesure directe ou indirecte de l'activité des neurones), leur caractère invasif ou non, leur prix, leur portabilité et enfin leurs précisions temporelle et spatiale (Figure 21). Ainsi elles présentent chacune des avantages et des inconvénients pour une utilisation dans le cadre d'une ICM.
Historiquement il s'est dessiné une tendance dans le choix d'une technique plutôt qu'une autre, en fonction de la région du monde où les recherches sont réalisées, probablement en partie lié à une différence de moyens et de législations. De fait, dans les pays d'Amérique du Nord, États-Unis en tête, les chercheurs effectuent davantage de recherches sur les ICM invasives, tandis que les recherches européennes ont tendance à se concentrer sur les ICM non invasives, et en particulier sur l'EEG (Berger et al., 2007).

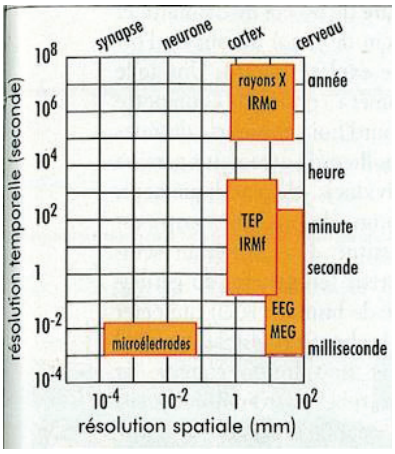


Figure 21 : Précision temporelle et spatiale des principales techniques d'acquisition de signaux cérébraux. Source : www.larecherche.fr

En 2005, lors de la Conférence sur les ICM à Rennselearville (USA), plus de cent chercheurs furent interrogés sur leur opinion concernant l'avenir des ICM. La majorité des chercheurs présents estimaient que les ICM non invasives étaient les plus prometteuses en termes de développement pour la prochaine décennie (Birbaumer, 2006b; Birbaumer, 2006a). Les principales critiques qui sont faites aux ICM non invasives sont la nécessité d'apprendre à les utiliser, et le taux d'erreur observé qui reste parfois élevé même après un long apprentissage. Cela dit, les patients et leur famille sont peu enthousiastes à l'idée de l'implantation d'électrodes dans le cerveau, même en sachant que cela pourrait améliorer l'efficacité de l'ICM (Birbaumer, 2006b). Il semblerait par ailleurs, que pour des patients totalement paralysés, le temps de prise en main ne soit pas réellement un facteur prépondérant dans le choix des techniques (Birbaumer et al., 1999; Birbaumer et al., 2004; Kubler et al., 2005). De plus, très peu d'études sont réalisées chez les patients (Figure 22), car le recrutement et l'homogénéisation d'un groupe de sujets sont beaucoup plus compliqués que pour des sujets sains. Or, pour une utilisation chez des sujets sains, les méthodes invasives sont proscrites, sauf dans le cas exceptionnel où les sujets subissent une implantation cérébrale pour une autre raison (bilan pré-chirurgical de l'épilepsie[20]). Pour ces raisons, les ICM non invasives, et en particulier celles exploitant les signaux EEG, sont actuellement et continueront probablement d'être les plus développées et les plus testées, que ce soit chez les patients ou chez les sujets sains, notamment à travers des applications grand-public comme le jeu vidéo (Figure 22).

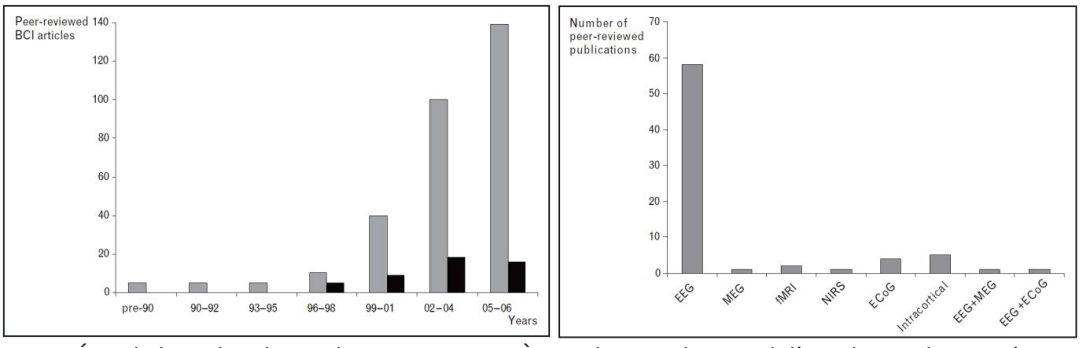


Figure 22 : État de la recherche sur les ICM en 2006. À gauche, nombre total d'articles sur les ICM (en gris) et nombre d'articles concernant une ICM chez des patients (en noir) publiés dans des revues internationales jusqu'en 2006. À droite, nombre d'articles sur les ICM publiés dans des revues internationales, pour chaque technique existante. Figures extraites de Kubler and Kotchoubey (2007).

[20] Ces patients peuvent être considérés comme des sujets sains vis-à-vis des ICM, dans le sens où ce ne sont pas les utilisateurs finaux des ICM. Pour plus de détails sur les pathologies directement associées à l'utilisation des ICM, voir Chapitre 2, section 1.1.

3. Les marqueurs utilisés dans les ICM s'appuyant sur l'activité électrophysiologique

3.1. Les réponses évoquées

Les ICM reposant sur les réponses évoquées sont également appelées ICM exogènes car les signaux utilisés sont engendrés en réponse à une stimulation extérieure, de manière consciente ou non. On peut également parler d'ICM synchrones, dans le sens où la réponse cérébrale de l'utilisateur est enregistrée à des instants précis correspondants à l'arrivée des stimulations.
Plusieurs types de réponses évoquées peuvent être utilisés dans les ICM. L'onde P300, par exemple, est généralement utilisée pour sélectionner des items (Figure 23, gauche). Le protocole le plus connu utilisant l'onde P300 est le P300-Speller[21] (Farwell and Donchin, 1988). Néanmoins, bien que le marqueur principal de cette ICM soit la P300, la réponse visuelle précoce appelée N1 est généralement également prise en compte dans ce paradigme. En effet, la N1 est fortement modulée par la direction du regard qui est généralement exploitée dans ce protocole : elle est plus ample lorsque la stimulation visuelle a lieu au centre du champ visuel. De plus, de même que la P300, elle est modulée par les processus attentionnels (Naatanen and Picton, 1987) qui sont à la base du P300-Speller. La prendre en compte permet donc d'améliorer la classification.

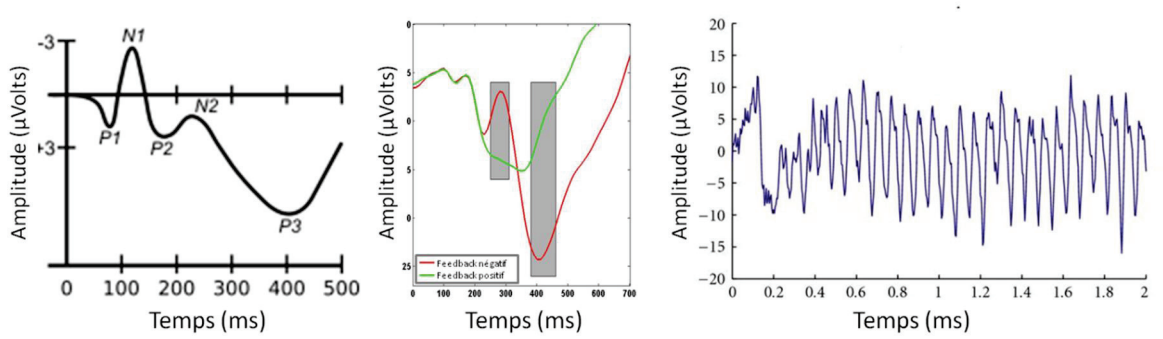


Figure 23 : Potentiels évoqués utilisés dans les ICM. De gauche à droite : P300 (source : Wikipédia), potentiels d'erreur (source : données personnelles) et SSVEP (Zhu et al., 2010).

Les potentiels d'erreur ou ErrP[22] sont des réponses électrophysiologiques utilisées depuis quelques années dans certaines ICM (Figure 23, centre). Ils sont évoqués par l'apparition du feedback et diffèrent selon que celui-ci est associé à un gain ou à une perte, à un essai correct ou à une erreur. Leur utilisation dans le cadre des ICM a pour but de détecter les erreurs et ainsi d'annuler la décision prise par l'ordinateur (Ferrez and Millan Jdel, 2008b; Dal Seno et al., 2010a; Spuler et al., 2012), voire de corriger celle-ci automatiquement en proposant un autre choix (Perrin et al., 2012).
Un autre type d'activités évoquées couramment utilisé dans les ICM est celui dit des états stables ou *steady-state* (Figure 23, droite), généralement visuels (appelés les SSVEP pour *Steady-state visual evoked potentials*). Ils sont typiquement la superposition (non-linéaire) de réponses évoquées par la répétition d'une stimulation visuelle d'une fréquence comprise entre 3,5 et 75 Hertz (Beverina et al., 2003). La réponse cérébrale enregistrée dans l'aire visuelle se caractérise par la même fréquence que celle de la stimulation (ou par un multiple de cette fréquence, l'une de ses harmoniques). Ces signaux ont l'avantage d'avoir un excellent rapport signal sur bruit (Regan, 1989) et d'être peu sensibles aux artefacts (Misulis, 1994) comparés aux autres signaux électrophysiologiques. Cela permet d'obtenir une meilleure précision et de réduire la phase

[21] Les objectifs, le fonctionnement et les enjeux du P300-Speller sont exposés dans le Chapitre 2.
[22] Les ErrP sont développés dans la section 2 du chapitre 4.

d'apprentissage considérablement, voire de la supprimer complètement (Lalor et al., 2005). En revanche, en raison du clignotement très rapide des cibles, l'utilisation d'ICM conçues selon ce principe peut vite devenir fatiguant, et est évidemment fortement déconseillée pour des patients épileptiques. Ce type de signal est typiquement utilisé pour sélectionner un item : les items clignotent à des fréquences différentes sur l'écran. En se concentrant sur celui qu'il veut sélectionner, l'utilisateur induit une activité à la même fréquence dans son cortex visuel primaire, qui peut être détectée en temps-réel (Lalor et al., 2005). L'item à sélectionner peut, par exemple, être une lettre ou un mot dans le cadre d'une ICM pour la communication (Cheng et al., 2002), ou une direction qui permettra à un personnage de se déplacer dans un environnement virtuel dans le cadre d'une ICM pour le jeu vidéo (Lalor et al., 2005).
L'inconvénient des ICM reposant sur les potentiels évoqués est que l'utilisateur ne peut envoyer de commande que sous la forme de réponses à des stimuli. Il ne peut ni initier la communication, ni choisir les instants où il déclenche une action. D'autres types de signaux peuvent être utilisés dans les ICM pour s'affranchir de ces limites.

3.2. Les ondes lentes

Les ondes lentes d'origine corticale reflètent les modifications graduelles du potentiel de membrane des dendrites. Leur durée varie de 300 ms à plusieurs secondes. L'onde lente utilisée dans les ICM est la CNV (pour *Contingent negative variation*), une onde négative liée à des processus attentionnels (Tecce, 1972). Il a été montré qu'il est possible de contrôler l'amplitude de cette onde grâce à la visualisation en continu de son tracé électrophysiologique (Elbert et al., 1980) (Figure 24). L'équipe de Niels Birbaumer a étudié ce phénomène depuis les années 1970. Elle a notamment étudié l'efficacité d'un entrainement par neurofeedback de la CNV pour le traitement de l'ADHD (Strehl et al., 2006), de l'épilepsie (Kotchoubey et al., 1996), de l'alcoolisme (Schneider et al., 1993) et de la dépression (Schneider et al., 1992).
Il est également possible d'utiliser cette activité pour envoyer une commande à travers une ICM : après apprentissage, l'utilisateur est capable de moduler cette activité de manière à ce que son amplitude atteigne une valeur au-delà ou en deçà d'un certain seuil. Il est ainsi possible de discriminer deux commandes différentes (Birbaumer et al., 1999).
La principale limite de ces ICM est leur lenteur : l'apprentissage du contrôle de cette onde est extrêmement long[23] et plusieurs secondes sont requises pour transmettre une commande binaire, ce qui explique leur très bas taux de transfert d'information.

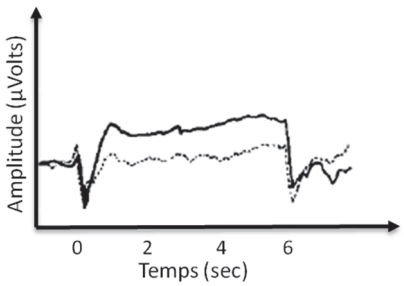


Figure 24 : Contrôle de la négativité de la CNV (positivité vers le bas). Le trait plein représente les essais dans lesquels les sujets devaient moduler leur CNV vers des valeurs négatives, le trait pointillé représente les essais associés à une modulation de la CNV vers des valeurs positives. Figure adaptée de Elbert et al. (1980).

[23] Près de 30 000 essais d'entrainement pour obtenir une précision d'environ 75% dans Birbaumer et al. (1999).

3.3. Les activités oscillatoires

Elles correspondent à des rythmes, autrement dit à une activité cérébrale dans une bande de fréquence donnée. Elles peuvent être évoquées (en phase avec l'arrivée d'un stimulus), induites (conséquente à une stimulation mais de latence variable) ou produites de manière spontanée. L'avantage de ces marqueurs est qu'ils permettent d'envisager des ICM asynchrones, autrement dit liées à une commande volontaire initiée par l'utilisateur (endogène).

➢ Les différents rythmes cérébraux

Un rythme cérébral désigne une oscillation dans une bande de fréquence donnée résultant de l'activité électrique cohérente d'un grand nombre de neurones du cerveau. Ces ondes sont de très faible amplitude (de l'ordre du microVolt chez l'être humain) et ne suivent pas toujours une sinusoïde régulière. Les caractéristiques des rythmes cérébraux dépendent de l'état mental et, le cas échéant, pathologique de la personne chez qui on les enregistre.

Les activités électriques cérébrales rythmiques sont classées selon leur fréquence.

- Les ondes delta : Elles correspondent aux fréquences inférieures à 4 Hz. Elles sont observées principalement chez le très jeune enfant. À l'âge adulte, elles peuvent permettre de caractériser certains états pathologiques comme un état de conscience altéré (Bonfiglio et al., 2012).
- Les ondes thêta : Le terme thêta a été introduit en 1944 en allusion à la probable origine de ces ondes dans le thalamus (Walter and Dovey, 1944). Elles correspondent à des rythmes de fréquences comprises entre 4 et 8 Hz et s'observent plus couramment chez l'enfant, l'adolescent et le jeune adulte. Elles caractérisent également certains états de somnolence ou d'hypnose (Schacter, 1977), et sont associées à la mémorisation d'information (Klemm, 1972) et aux émotions (Walter, 1959).
- Les ondes alpha : Comprises entre 8 et 12 Hz, les ondes alpha caractérisent un état d'éveil relaxé, et sont principalement émises lorsque le sujet a les yeux fermés (Berger, 1929). Elles présentent une amplitude maximale sur les électrodes occipitales (Adrian and Matthews, 1934). Des études récentes suggèrent que, lors d'une tâche cognitive, le rythme alpha est impliqué dans l'inhibition active des régions cérébrales qui ne sont pas impliquées dans la réalisation de cette tâche (Klimesch et al., 2007).
- Le rythme mu : Ce rythme est associé à la même bande de fréquence que le rythme alpha (autour de 10 Hz) mais possède une topographie centrale associée aux aires sensorimotrices primaires ainsi qu'une réactivité différente (Markand, 1990). L'ouverture des yeux, typiquement, bloque l'alpha mais n'a pas d'effet sur le rythme mu. En réalité, d'après Storm van Leeuwen et al. (1978), le rythme mu serait légèrement plus rapide que l'activité alpha, et souvent lié à une activité locale autour de 20Hz (activité béta, voir ci-dessous). La partie lente serait plutôt liée au cortex sensoriel, tandis que la partie rapide proviendrait du cortex moteur. Lors d'un mouvement, ou lors de l'imagination d'un mouvement, une désynchronisation[24] du rythme mu est observée au niveau de la région motrice correspondant au membre effecteur, au sein du cortex controlatéral au mouvement (Pfurtscheller and Berghold, 1989; Pfurtscheller et al., 2006a).
- Les ondes béta : Elles correspondent aux fréquences comprises entre 13 Hz et 40 Hz environ. Elles apparaissent de manière diffuse en période d'activité intense, de concentration ou d'anxiété. Lors de l'exécution d'un mouvement, on peut distinguer une phase de

[24] Une désynchronisation dans une bande de fréquence correspond à une diminution de la puissance mesurée dans cette bande de fréquence. Une (re)synchronisation correspond à une augmentation de la puissance.

désynchronisation (ERD pour *Event-related desynchronisation*) du rythme béta, suivie d'une phase de resynchronisation (ERS pour *Event-related resynchronisation*) à la fin du mouvement, également appelée rebond béta (Pfurtscheller and Berghold, 1989). Ces deux activités semblent être associées à des réseaux d'activation différents et sont préservées lors de l'imagination d'un mouvement (Muller-Putz et al., 2007).

- Les ondes gamma : Les fréquences supérieures à 40 Hz sont dénommées Gamma. Leur origine et leur fonction sont très débattues dans la littérature, mais il semble tout de même qu'elles soient impliquées dans les processus attentionnels (Gruber et al., 1999; Ossandon et al., 2012) et de méditation (Lutz et al., 2004). Le rythme gamma s'observe localement dans les cortex primaires et en réponse à des stimulations sensorielles (Donner and Siegel, 2011).

➢ Leur utilisation dans les ICM

Les rythmes cérébraux les plus utilisés dans les ICM sont ceux liés à une activité motrice : les oscillations mu et béta. Ces rythmes sont utilisés naturellement dans les ICM ayant pour objectif de rétablir une capacité de mouvement ou d'action. L'utilisateur imagine par exemple un mouvement de la main gauche pour se déplacer vers la gauche (i.e. déplacer un curseur, un bras robotisé ou un fauteuil roulant) et un mouvement de la main droite pour se déplacer vers la droite (Wolpaw and McFarland, 2004). Ces différents processus mentaux peuvent être différenciés grâce à la topographie (l'agencement spatial) des rythmes physiologiques. Ainsi l'activité mu ou béta sera enregistrée surtout sur les électrodes C3 et C4 placées respectivement au-dessus des cortex moteurs gauche et droit. L'EEG ne permet pas de différencier des aires motrices très proches les unes des autres. Trois ou quatre activités différentes peuvent être distinguées au maximum actuellement : un mouvement de la main gauche, de la main droite, des pieds, et éventuellement de la langue (Pfurtscheller et al., 2006a; Fruitet et al., 2012). Une autre limite considérable de ce type d'ICM est la durée d'apprentissage qui peut être assez longue avant qu'un utilisateur réussisse à contrôler efficacement l'interface. Heureusement, avec l'entrainement, l'utilisation d'une telle ICM peut devenir naturelle. Après un certain temps, il n'est plus nécessaire d'imaginer consciemment un mouvement de sa main pour déplacer un curseur mais seulement de désirer que le curseur se déplace pour que l'activité nécessaire soit produite dans l'aire motrice (Wolpaw et al., 2002). Néanmoins, les mécanismes permettant habituellement de transformer en mouvement le signal émis par les cellules pyramidales des aires motrices sont des chaines de rétroaction et de régulation physiologiques complexes. Un travail important concernant la conversion d'un signal peu précis et bruité, tel que celui recueilli en EEG, en commandes numériques doit être effectué pour compenser le court-circuit de ces mécanismes (Wolpaw, 2007). De plus, ces ICM ne fonctionnent pas du tout chez environ 20% des sujets, même après un apprentissage conséquent (Vidaurre and Blankertz, 2010), ce qui limite leur utilisation.
Quant au rythme béta, il est plus simple d'utilisation car il bénéficie d'un bon rapport signal sur bruit, et ne nécessite pas ou très peu d'apprentissage. Lors de l'exécution ou de l'imagination d'un mouvement, on observe une désynchronisation dans la bande de fréquence béta, suivie d'une resynchronisation environ une seconde après la fin de l'exécution de l'action (Muller-Putz et al., 2007). En revanche, l'utilisation de ce rythme se limite à une unique commande.
Pour offrir une plus large possibilité de commandes différentes, des chercheurs ont tenté de discriminer des tâches cognitives simples telles que le calcul mental, la visualisation spatiale, l'association de mots ou l'imagination musicale (Millan and Mourino, 2003; Besserve et al., 2011). Ces tâches peuvent être utilisées en complément de l'imagerie motrice, et sont discriminées grâce à leurs caractéristiques fréquentielles et spatiales. Le fait d'utiliser des tâches cognitives très différentes, qui impliquent par conséquent des régions cérébrales distinctes, devrait permettre d'améliorer la précision de l'ICM. Toutefois, si l'imagerie motrice de la main gauche pour se déplacer vers la gauche parait être une commande assez naturelle qui pourrait s'automatiser

facilement, il n'en est pas forcément de même dans le cas de l'utilisation des tâches cognitives proposées ici.

Enfin les oscillations sont également très utilisées dans le domaine de l'entrainement par neurofeedback. Pour améliorer les performances cognitives, une combinaison de modulations de plusieurs rythmes est souvent utilisée. Généralement, les utilisateurs doivent essayer de réduire leur activité thêta et haut béta (18-30 Hz), tout en augmentant leur rythme bas béta (15-18 Hz) et parfois leur rythme mu (Egner and Gruzelier, 2001; Egner et al., 2004). Pour traiter les troubles de l'attention, par exemple, un entrainement à l'augmentation des rythmes mu et béta associé à une diminution du rythme thêta a été testé. Celui-ci s'est avéré avoir un effet bénéfique sur une tâche attentionnelle telle que le *counting stroop*[25] (Levesque et al., 2006). L'augmentation du rapport thêta sur alpha est utilisée pour tenter d'améliorer les performances artistiques. Raymond et al. (2005) ont observé une amélioration du niveau en danse liée à ce type d'entrainement, tandis que Egner and Gruzelier (2003) ont observé une amélioration des performances musicales. Néanmoins, dans un cas comme dans l'autre, aucune modification des signaux électroencéphalographiques n'a été observée en lien avec ces modifications comportementales. Le doute subsiste donc quant au véritable rôle de l'entrainement cérébral dans ces modifications comportementales.

Conclusion intermédiaire
Dans les ICM, divers marqueurs cérébraux peuvent être utilisés. On peut distinguer les activités spontanées des réponses évoquées ou induites qui sont des réponses cérébrales automatiquement produites en réponse à une stimulation. Les premières sont utilisées sous la forme d'activités oscillatoires et ont l'avantage de pouvoir être contrôlées directement par la volonté de l'utilisateur. Cependant, cet avantage est associé à un inconvénient de taille : le temps nécessaire pour réussir à contrôler ces signaux est considérable.

4. Les enjeux des ICM s'appuyant sur l'EEG

4.1. Acquisition

Pour être utilisable par des particuliers, le système d'acquisition d'une ICM devra être portable et peu couteux. Par conséquent, l'EEG est la méthode la plus adaptée. Néanmoins, il reste encore beaucoup de progrès techniques à réaliser avant que tout un chacun puisse utiliser un système EEG chez lui. Pour une utilisation confortable, le système devra pouvoir fonctionner sans fil et sans gel, être rapide à installer et simple à utiliser (Sellers et al., 2010).
Des systèmes de ce type sont développés depuis quelques années (Figure 25). On peut citer le système *Emotiv EPO*[26], développé pour le domaine du jeu vidéo. Sans fil et doté de 14 électrodes de positions fixes, ce système nécessite néanmoins l'application d'un gel. La compagnie *NeuroSky*

[25] L'effet *stroop* désigne l'interférence produite par une information non pertinente lors de l'exécution d'une tâche cognitive. Le test de *stroop* le plus classiquement utilisé consiste à demander à quelqu'un de nommer les couleurs dans lesquelles sont écrits des mots, en inhibant le reflexe de lecture. Si les mots correspondent à des couleurs différentes des couleurs dans lesquels ils sont écrits, la tâche est très difficile. De la même manière que le *stroop* classique, le *counting stroop* exploite les conflits entre un comportement appris (la lecture) et une règle du jeu (compter le nombre de mots sur un écran) qui nécessite l'inhibition de ce comportement.
[26] http://www.emotiv.com/apps/epoc/299/

est l'une de leur principale concurrente. Elle a notamment développé le système *MindWave*[27] disponible sur le marché particulier au prix attractif de 99$. Ce système sans fil et sans gel ne comprend qu'une seule électrode placée sur le front, mais l'entreprise développe également des produits plus complets pour la recherche. L'entreprise *PLX devices* utilise le principe développé par *Neurosky* pour proposer le système *Xwave sport*[28] permettant de détecter l'activité de huit bandes de fréquence différentes dans une situation de sport. Bien que ces systèmes paraissent très attractifs, il leur est souvent reproché d'enregistrer l'activité musculaire plus que l'activité cérébrale, et d'avoir un rapport signal sur bruit et une précision très limités (Bobrov et al., 2011).

Figure 25 : Ligne du haut, de gauche à droite : système Emotiv, système MindWave et système Xwave dont l'électrode est camouflée dans un bandeau de sport. Ligne du bas, de gauche à droite : système Sahara, système Quasar, système B-AlertX24, système Enobio et système MYND.

D'autres systèmes sans fil et sans gel paraissent plus fiables (Ruffini et al., 2007; McDonald and Soussou, 2011; Guger et al., 2012) (Figure 25, bas). Le système *Sahara* de *g.tec*[29] n'est doté que de huit électrodes mais le montage peut être adapté à volonté. Le système *Quasar*[30] possède 21 électrodes, et peut être utilisé pendant une activité physique. Le système *B-AlertX24* d'*ABM*[31] comporte 20 électrodes EEG et quatre électrodes supplémentaires pour des enregistrements de type électrooculographiques, électromyographiques ou électrocardiographiques. Le système *Enobio*[32] de *Starlab* possède 20 électrodes qui peuvent être utilisées avec ou sans gel. Enfin, le système *MYND* proposé par N*eurofocus*[33] dispose d'une vingtaine d'électrodes sèches. Leur prix, en revanche, n'est pas encore à la portée de tous (quelques dizaines de milliers d'euros) et ces systèmes doivent encore être validés à travers la répétition de divers protocoles permettant de comparer leurs performances à celles des systèmes de recherche actuels.

4.2. Analyses

En termes d'analyses, l'enjeu commun à toutes les ICM est le décodage de l'information cérébrale. Celle-ci, initialement sous forme de différences de potentiels électriques, doit-être transformée en commandes cohérentes. Il s'agit le plus souvent de classer les signaux en deux ou trois catégories, chacune correspondant à des actions différentes. Cependant, du fait de la complexité et de la grande variabilité des signaux cérébraux et du très faible rapport signal sur bruit des quelques données dont on dispose en temps-réel, la classification est souvent sujette

[27] http://store.neurosky.com/products/mindwave-1
[28] http://www.plxdevices.com/product_info.php?id=XWAVESPORT
[29] http://www.gtec.at/Products/Electrodes-and-Sensors/g.SAHARA-Specs-Features
[30] http://www.quasarusa.com/products_dsi.htm
[31] http://advancedbrainmonitoring.com/neurotechnology/systems/b-alert-x24/
[32] http://www.neuroelectrics.com/enobio
[33] http://www.neurofocus.com/Productimpact.htm

aux erreurs. C'est pourquoi les approches supervisées sont aujourd'hui prépondérantes. En pratique, une séance d'ICM débutera par une phase d'étalonnage (*calibration*) pour que l'algorithme apprenne les caractéristiques des différentes classes, lesquelles seront considérées comme figées pour la suite de l'utilisation. En l'absence de feedback, cette phase est souvent rébarbative voire longue et fatigante, notamment pour des patients dont les capacités attentionnelles sont diminuées. Il est donc nécessaire de réduire voire d'arriver à s'affranchir de cette phase initiale, d'autant qu'elle peut conduire à des signaux différents de ceux observés par la suite en situation d'utilisation de l'ICM, du fait d'un contexte différent (présence du feedback) et d'une lente adaptation de l'utilisateur. C'est pourquoi le développement d'algorithmes adaptatifs, capables d'apprendre au fur et à mesure les caractéristiques propres à chaque sujet ainsi que ses fluctuations est un enjeu majeur des ICM (Rachez et al., 2011; Rivet et al., 2011), qui rejoint des problématiques connues dans le domaine des interfaces homme-machines (IHM) et des méthodes d'apprentissage automatique.

4.3. Ergonomie

Un autre enjeu considérable des ICM réside dans l'amélioration de leur ergonomie[34], un facteur jusqu'ici largement négligé. L'utilisation d'environnements virtuels, de feedbacks ou de stimulations écologiques, sont autant d'éléments qui devraient permettre de faciliter le contrôle d'une ICM et d'accroître la motivation de son utilisateur (Leeb et al., 2007b).
Une partie des questions d'ergonomie qui touchent les ICM est commune à celles étudiées depuis plus longtemps dans le domaine plus large des IHM. À titre d'exemple, nombres d'ICM utilisent des stimulations visuelles, parfois fatigantes pour les yeux. Dans ce cas, ces stimulations risquent de détourner l'utilisateur de l'application. Elles deviennent alors un véritable facteur contraignant et délétère qui peut conduire à l'échec de l'application.
Toutefois, la notion d'ergonomie prend un autre sens particulier dans le cadre des ICM, dans la mesure où toute stimulation engendre des modifications de l'activité cérébrale, lesquelles peuvent être éventuellement prédites et même utilisées pour optimiser l'interaction. Ainsi, les choix ergonomiques peuvent être un moyen d'augmenter l'efficacité des ICM, non seulement parce qu'ils satisferont au confort de l'utilisateur mais aussi parce qu'ils peuvent susciter dans le même temps des signaux mieux discriminables. Dans le cas d'un *speller* par exemple, le fait de grossir les lettres à chaque flash conduit à un meilleur rapport signal-sur-bruit (Gibert et al., 2008a).
Enfin, tous les ajouts qui peuvent conduire à de meilleures performances relèvent également de l'ergonomie. Toujours dans le cas du *speller*, proposer des mots plutôt que des lettres permettrait d'écrire bien plus rapidement. Dans le cas du déplacement d'un fauteuil roulant, l'utilisation de capteurs d'obstacle peut aussi grandement faciliter la prise en main du système et sa sécurité. On parlera alors d'ICM hybrides dans la mesure ou la commande cérébrale est suppléée par une machine « intelligente », disposant parfois de capteurs supplémentaires l'informant sur l'état de l'environnement (Pfurtscheller et al., 2010).

4.4. Critères d'évaluation

Une difficulté rencontrée dans le domaine des ICM est celui de l'évaluation. Comment évaluer l'ergonomie d'une ICM ? Le confort et la simplicité d'utilisation d'un casque EEG ? Des questionnaires sont parfois proposés pour évaluer la préférence des utilisateurs mais ces mesures sont très subjectives. La seule mesure objective accessible directement est le taux de bonne

[34] Ou de leur utilisabilité, ce qui correspond à l'étude des relations entre l'homme et la machine, visant à une meilleure adaptation.

classification. Il permet d'évaluer directement l'efficacité des analyses. Néanmoins, on peut supposer que tous paramètres équivalents par ailleurs, une différence de classification pourra être attribuée à une modification de l'ergonomie de l'ICM (type de feedback, type de stimulation…) ou du système d'acquisition utilisé. Ce taux de classification peut être utilisé tel quel, ou être transformé de différentes manières (pour une revue sur l'évaluation des ICM s'appuyant sur les rythmes moteurs, voir Thomas et al., Submitted).

L'utilisation d'une matrice de confusion permet notamment de calculer la sensibilité, la spécificité et l'exactitude (ou *accuracy*) d'un classifieur. Ces valeurs, comprises entre zéro et un, fournissent différents types d'information, toutes directement reliées à l'efficacité de la classification[35]. L'exactitude est très couramment utilisée, mais est connue pour être biaisée lorsque le nombre d'apparitions de chaque classe est très déséquilibré. Le calcul de l'aire sous la courbe ROC (pour *Receiver operating characteristic*) qui représente la sensibilité en fonction de la spécificité[36] permet de combiner ces deux mesures clés pour comparer simplement deux situations (typiquement deux classifieurs).

Le *bit rate* est une mesure très utilisée dans le domaine des ICM qui permet de tenir compte du temps passé pour réaliser une action. En télécommunication et en informatique, le *bit rate* correspond au nombre de bits transmis par unité de temps (Shannon and W., 1949). Dans les ICM, on utilise généralement la formule du *bit rate* adaptée par Wolpaw et al. (2002), qui combine le taux de bonne classification, le nombre de classes et le temps. Une autre manière de calculer le *bit rate* a été proposée par Nykopp (2001), le calcul étant réalisé à partir de la matrice de confusion. Cette méthode a été décrite comme étant plus précise dans une étude indépendante (Kronegg et al., 2005), mais demeure beaucoup moins utilisée. Une mesure unique et internationale est à encourager car elle permet de comparer facilement les résultats d'une équipe de recherche à l'autre, grâce aux résultats reportés dans la littérature. Néanmoins, le *bit rate* est imparfait car il ne tient pas compte du fait qu'un taux de bonne classification minimum est nécessaire dans les ICM. En effet, si le classifieur se trompe plus souvent qu'il ne classifie correctement, l'utilisateur ne réussira jamais à atteindre son objectif. Dans le cas d'un *speller*, si les erreurs de classification sont trop nombreuses, l'utilisateur ne pourra se faire comprendre, et ne sera pas en mesure de corriger les erreurs car le classifieur se trompera également lorsque l'utilisateur voudra sélectionner le bouton « retour arrière ». Dans le cas d'une ICM permettant de se déplacer dans un environnement virtuel, si le classifieur se comporte de manière quasi-aléatoire l'utilisateur ne réussira jamais à aller à l'endroit souhaité. De plus, le taux de bonne classification minimum acceptable n'est pas forcément identique d'un individu à un autre. Même dans le cas d'une classification suffisante pour le bon fonctionnement de l'ICM, certains utilisateurs ne seront pas satisfaits si les erreurs sont trop fréquentes et préfèreront un *bit rate* faible s'il est associé à un taux de bonne classification excellent. Au contraire, d'autres préfèreront être très rapides, quitte à souffrir de nombreuses erreurs de classification.

De nouvelles mesures ont été développées pour répondre à certaines de ces limites. L'*efficiency* (Quitadamo et al., 2012) et l'*utility* (Dal Seno et al., 2010b) ont des valeurs égales à zéro en dessous d'un certain seuil d'efficacité du classifieur. Plus précisément, l'*utility* considère la situation dans laquelle l'utilisateur doit corriger chacune de ses erreurs. Très récentes, ces mesures sont encore très peu utilisées dans la littérature, et pas forcément adaptées à toutes les ICM.

[35] Plus de détails sur ce sujet seront donnés dans le chapitre 8 partie 1.4.

[36] Strictement parlant, la courbe ROC représente la sensibilité en fonction de 1-spécificité.

Conclusion chapitre 1

Les ICM, comme leurs applications, sont multiples. Les ICM « classiques » auxquelles nous nous intéressons ici peuvent s'appuyer sur différentes techniques de mesure de l'activité cérébrale et, au sein d'une même technique d'acquisition, utiliser différents marqueurs physiologiques pour en déduire une action sur l'environnement. Toutefois, elles ont toutes pour enjeux le décodage des signaux cérébraux et l'optimisation de l'interaction. Plusieurs axes de recherche peuvent être combinés pour répondre à ces enjeux : d'une part celui des algorithmes d'apprentissage automatique pour concevoir des machines adaptatives, et d'autre part celui de l'ergonomie allant jusqu'à combiner ICM et IHM dans des systèmes hybrides. Ces axes soulignent le caractère hautement pluridisciplinaire de ce jeune domaine de recherche que sont les ICM, un domaine qui construit ses méthodes d'évaluation au fur et à mesure de son développement. Au cours de ma thèse, je me suis concentrée sur la technique non-invasive de prédilection des ICM, l'EEG, du fait de sa portabilité et de son faible coût relatif. Je me suis intéressée à l'application P300-Speller synchrone et à son optimisation à travers la co-adaptation de l'utilisateur et de la machine.

Chapitre 2 :

ICM exploitant l'onde P300

Dans cette thèse, j'ai concentré mes recherches sur le P300-Speller, une interface cerveau-machine permettant à des patients paralysés d'écrire des mots en utilisant leur seule activité cérébrale et plus particulièrement une onde appelée P300. Dans ce chapitre, je décrirai cette onde, j'exposerai les objectifs des ICM s'appuyant sur cette réponse physiologique, le principe de leur fonctionnement ainsi que leurs différentes applications pour me concentrer enfin sur les enjeux spécifiques au P300-Speller.

1. Objectifs

Les ICM qui exploitent l'onde P300 permettent de sélectionner des items dans une liste d'éléments. Elles sont généralement développées pour restaurer une forme de communication ou d'expression chez des patients totalement paralysés. Cette communication peut prendre différentes formes : celle de l'écriture d'abord, comme dans le cas du P300-Speller (Farwell and Donchin, 1988) mais également celle de l'expression artistique, comme à travers le dessin dans le cas du *Brain Painting* (Munssinger et al., 2010). D'autres ICM utilisant le P300 ont également été développées pour permettre la navigation sur internet, le déplacement d'un fauteuil roulant, et bien d'autres choses encore. Ces différentes applications seront décrites dans la section 3 de ce chapitre.

1.1. Population cible

Elle est constituée essentiellement de patients paralysés, qui ne peuvent plus communiquer, ni par la parole, ni par l'écriture, ni par les gestes. Dans cette section, les différentes pathologies qui mènent à cet état de paralysie complète ou quasi-complète sont brièvement passées en revue.

- Le syndrome d'enfermement

Le syndrome d'enfermement (ou *locked-in syndrome*) est un état neurologique rare dans lequel le patient est totalement conscient de son environnement mais ne peut communiquer avec son entourage car il est complètement paralysé, alors que ses fonctions cognitives et sensitives sont préservées (Laureys et al., 2004). Cet état est lié à une lésion du tronc cérébral, lieu de passage des fibres motrices qui innervent la quasi-totalité du corps. Dans les cas complets de syndrome d'enfermement, seuls les mouvements des paupières et les mouvements verticaux des yeux sont maintenus, grâce à la préservation partielle du nerf III (le nerf oculomoteur) et de la substance réticulée mésencéphalique.
La lésion du tronc cérébral peut avoir différentes origines. La plus courante d'entre elles (82%) est l'accident vasculaire cérébral (AVC). Dans le cas d'un AVC ischémique[37], le syndrome d'enfermement est causé par une thrombose du tronc basilaire, l'artère médiane située sur la face avant du tronc cérébral. Dans le cas beaucoup plus rare d'un AVC hémorragique, il sera lié à une malformation vasculaire. Les autres origines de ce syndrome sont les traumatismes, les tumeurs, ou les encéphalites[38] touchant spécifiquement le tronc cérébral. Cet état touche deux fois plus d'hommes que de femmes, probablement la conséquence directe du plus grand nombre d'AVC chez les hommes que chez les femmes.
Le diagnostic de ce syndrome pose problème, souvent confondu avec un coma, un état végétatif ou un mutisme akinétique (Laureys et al., 2005). Certains estiment jusqu'à 20% le nombre de patients diagnostiqués en état de conscience altérée qui en réalité souffriraient du syndrome d'enfermement, et qui par conséquent seraient capables de communiquer si les moyens adéquats leur étaient proposés (Birbaumer, 2010).

[37] Causée par l'occlusion d'une artère cérébrale ou d'une artère à destination cérébrale. Généralement, l'occlusion est due à la formation d'un caillot sanguin qui bloque le passage du sang et prive donc d'oxygène et de glucose la région cérébrale dans laquelle a lieu l'AVC.
[38] Infections, inflammations du système nerveux central.

- La sclérose latérale amyotrophique

La sclérose latérale amyotrophique (SLA) ou maladie de Charcot est une maladie neurodégénérative des motoneurones de la moelle épinière, du tronc cérébral et du cortex. Elle se caractérise par des troubles moteurs centraux (exagération des réflexes) et périphériques (crampes, fonte musculaire…). Petit à petit, une paralysie de tous les muscles s'installe, jusqu'à l'atteinte de la fonction respiratoire. L'évolution de la maladie peut s'étendre de quelques mois à quelques années, la durée de vie après diagnostic étant en moyenne inférieure à 4 ans. Cette durée de vie dépend fortement de la décision du patient vis-à-vis d'une assistance respiratoire invasive par trachéotomie, après atteinte de la fonction respiratoire. Les cas très avancés de SLA sont symptomatiquement semblables à un état d'enfermement (Karitzky and Ludolph, 2001). La mention LIS (pour *Locked-in state*) est d'ailleurs parfois utilisée pour ce stade de la maladie, la mention CLIS (pour *Completely locked-in state*) étant utilisé pour caractériser le stade dans lequel même les mouvements oculaires sont touchés.
La prévalence[39] de la maladie est évaluée entre 5 à 7 cas pour 100 000 habitants (McDermott and Shaw, 2008), et le pic d'incidence se situe entre 55 et 70 ans. De même que pour le syndrome d'enfermement, cette pathologie touche environ deux fois plus d'hommes que de femmes. Mis à part les 5% de cas qui correspondent à des formes familiales[40] de la maladie, l'étiologie de celle-ci n'a pas encore été clairement établie. Parmi les causes suspectées on peut citer une dérégulation cellulaire de la gestion du stress oxydatif, un phénomène d'excito-toxicité (excès de glutamate, mutation des récepteurs du glutamate…) ou une dérégulation des mécanismes d'apoptose[41].

- Le syndrome de Guillain-barré

Il s'agit d'une maladie auto-immune inflammatoire du système nerveux périphérique. En d'autres termes, les nerfs du patient sont attaqués par son propre système immunitaire. À la suite de cette attaque, la gaine de myéline des neurones est endommagée, et la transmission des informations nerveuses en est fortement ralentie. Ce trouble se caractérise principalement par une faiblesse musculaire, voire une paralysie et s'accompagne souvent de troubles sensitifs. Sa gravité peut varier considérablement, allant d'un cas très léger pouvant même ne pas être porté à la connaissance d'un médecin, à celui d'une maladie dévastatrice conduisant à une paralysie presque totale et plaçant le patient entre la vie et la mort. Dans la majorité des cas, les personnes atteintes récupèrent leurs capacités physiques après six à douze mois. L'incidence de la maladie est évaluée à 1,7 cas sur 100 000 habitants par an, et passe à 3,3 cas sur 100 000 habitants par an chez les plus de 50 ans (McGrogan et al., 2009). Ici encore, les hommes sont légèrement plus touchés que les femmes (Hughes and Rees, 1997).
L'origine de ce trouble n'est pas connue, mais un certain nombre de manifestations semblent pouvoir déclencher la maladie. La moitié des cas surviennent en effet quelques jours à quelques semaines après une infection virale. Certains cas sont également survenus avec la déclaration d'une maladie rare du métabolisme de l'hème[42], tandis que d'autre sont apparus à la suite d'une opération chirurgicale, d'une piqûre d'insecte ou de simples injections.

[39] La prévalence est une mesure de l'état de santé d'une population à un instant donné. Il ne faut pas la confondre avec l'incidence, qui correspond au nombre de nouveaux cas observés pendant une période donnée.
[40] Une forme de maladie est dite familiale si son origine est génétique. De cette manière, elle se transmet au sein des familles.
[41] L'apoptose est le mécanisme de mort cellulaire programmé.
[42] L'hème est un co-facteur contenant un atome de fer. L'hémoglobine contient de l'hème b.

- La tétraplégie

La tétraplégie ou paralysie des quatre membres est le résultat d'une lésion de la moelle épinière située au-dessus de la première vertèbre thoracique, autrement dit une lésion cervicale. Les patients souffrant d'une tétraplégie complète peuvent communiquer par la parole — de même que dans les premiers stades d'évolution de la SLA et certains cas du syndrome de Guillain-Barré — mais sont privés de l'usage de leurs mains, et ainsi de la possibilité d'écrire, de dessiner, d'utiliser un ordinateur, etc.

1.2. Les moyens de communication proposés à ces patients

L'association ALIS (Association du Locked-In Syndrome)[43] a publié une brochure très complète[44] sur les moyens de communication développés pour les patients souffrant du syndrome d'enfermement. Les paragraphes suivants résument les différentes possibilités existantes à l'heure actuelle exposées dans cette brochure.

- Les codes de communication

Le premier code à établir avec un patient non-communiquant est celui permettant de communiquer un « oui » et un « non ». Les mouvements de la paupière et les mouvements verticaux des yeux sont généralement utilisés pour mettre au point ce code. On peut établir par exemple qu'un mouvement des yeux vers le haut signifiera un « oui » tandis que fermer les paupières brièvement signifiera un « non ». S'ils sont partiellement préservés, des mouvements des sourcils ou d'un doigt peuvent également être utilisés. À partir de là, une certaine forme de communication est rétablie.
Dans un premier temps, l'alphabet linéaire sera systématiquement utilisé, car il est simple d'utilisation et ne fatigue pas trop le patient. Il consiste à épeler de manière linéaire les lettres de l'alphabet classique jusqu'à ce que le patient valide une lettre en réalisant le code associé au « oui ». Par la suite, il est conseillé[45] de mettre au point un code plus complexe mais plus efficace.
L'alphabet voyelle-consonnes « linéaire » consiste à demander d'abord au patient s'il veut épeler une voyelle (réponse par oui ou non) et à ensuite épeler soit les voyelles, soit les consonnes — qui peuvent être réparties en trois sous-groupes différents — dans l'ordre classique d'apparition des lettres dans l'alphabet. Ce code est presque aussi simple d'utilisation que l'alphabet linéaire, et permet d'accélérer légèrement la communication.
Plus complexe, le code ESARIN consiste à placer les lettres dans leur ordre de fréquence d'apparition dans la langue française, à savoir : ESARINTULOMDPCFBVHGJQZYXWK. C'est le code qu'a utilisé Jean-Dominique Bauby pour écrire son livre *Le scaphandre et le papillon* (Figure 26).

Figure 26 : Image tirée du film Le Scaphandre et le papillon, histoire vraie de J.D. Bauby atteint du syndrome d'enfermement. Sur cette image, l'orthophoniste qui travaille avec lui explique à J.D. Bauby le fonctionnement du code ESARIN.

[43] http://www.alis-asso.fr
[44] « Communiquer sans la parole », disponible en annexe 5.
[45] L'association ALIS recommande l'utilisation du code de communication EJARIN présenté en colonnes (voir Figure 27).

Néanmoins, puisqu'il s'agit là de l'ordre des fréquences dans la langue écrite, la langue orale produirai peut être un code légèrement différent. Typiquement, le « S » impliqué énormément dans les accords, qui ne sont pas essentiels dans le langage parlé, pourrait être remplacé par le J souvent utilisé dans le mot « Je ». Le code EJASINT s'appuie sur cette observation.
Ces codes peuvent être utilisés via un tableau à double entrée (Figure 27), ce qui accélère largement la communication. On proposera d'abord au patient de sélectionner la ligne (« 1ère ligne », « 2ème ligne », etc. jusqu'à validation d'une ligne), puis on épèlera les lettres de la ligne sélectionnée jusqu'à validation d'une lettre. Les lettres sont disposées « en diagonale » de manière à ce que les lettres les plus courantes nécessitent le moins de temps (autrement dit d'étapes) possible. Les cases restantes du tableau peuvent être remplies avec les mots ou expressions les plus couramment utilisés par le patient.

Code "EJASINT" conseillé par ALIS

1	E	A	N	R	C	V
2	J	I	L	P	H	W
3	S	U	D	G	K	
4	T	M	B	Z		
5	O	F	X			
6	Q	Y				

Figure 27 : Code recommandé par ALIS, extrait de sa brochure « Communiquer sans la parole »

Un autre type de code à double entrée consiste à cligner des yeux un nombre de fois égal au numéro de la colonne dans laquelle se trouve la lettre, puis après une courte pause à cligner de la même manière pour sélectionner la ligne.
Enfin, il est possible d'utiliser des alphabets phonétiques, proches du « langage SMS » qui accélèrent considérablement la communication à partir du moment où l'interlocuteur est capable de correctement interpréter ce langage. Par exemple la sélection des lettres I L F é B O signifiera « Il fait beau ».
Quel que soit le type d'alphabet choisi, il est conseillé à l'interlocuteur de ne pas hésiter à proposer des mots entiers voire même des phrases lorsqu'il les devine.

- L'utilisation des nouvelles technologies

Les nouvelles technologies permettent d'étendre le champ des possibilités d'expression pour ces patients. Grâce à elles, il est possible de « parler » à travers une synthèse vocale, permettant ainsi au patient d'interpeler quelqu'un, d'échanger avec des enfants ne maitrisant pas l'alphabet, voire même d'utiliser le téléphone. Les nouvelles technologies permettent également d'écrire de manière indépendante, d'envoyer des courriers par e-mails ou fax, etc. Pour cela, les patients peuvent utiliser un ordinateur ou un boitier de communication développé à cet effet, couplé à un système de pointage ou à un contacteur utilisant une activité musculaire résiduelle.

Les boitiers de communication, également appelés téléthèses[46] sont conçus pour être facilement transportés. Petits, légers, robustes et sans fil, ils peuvent facilement être embarqués sur un fauteuil roulant (Figure 28). Ils sont généralement composés d'un écran et d'un clavier alphanumérique ou pictographique. Ces claviers sont utilisés par pointage ou par défilement. Dans le cas du défilement, les cases du clavier sont proposées successivement jusqu'à sélection d'un item, comme dans le cas des codes alphabétiques oraux. Certaines téléthèses utilisent le langage Minspeak qui interprète une suite de sélection de pictogrammes de manière à obtenir une phrase cohérent. Chaque pictogramme

[46] Un comparatif des différentes téléthèses commercialisées est disponible en annexe dans la brochure « Communiquer sans la parole » publiée par ALIS. Un autre comparatif est disponible sur le site de la fondation Garches : http://www.handicap.org/?Les-dossiers-PFNT

est associé à différentes significations et c'est la machine qui discerne la signification du symbole en fonction du contexte et de la place du mot dans la phrase.

Figure 28 : Exemple de la téléthèse Dialo V2.

Les ordinateurs présentent des possibilités infinies, donnant accès aux jeux, à l'information, à la communication, au télétravail, etc. Les limites principales de cet outil sont son encombrement, son déplacement difficile du à son poids mais également son autonomie limitée et, encore aujourd'hui, la réticence éprouvée par certains vis-à-vis de l'informatique.
Quoi qu'il en soit, dans un cas comme dans l'autre, il faut toujours pouvoir établir un moyen fiable de pointage et de sélection par le patient.

Comme alternative à la souris et au clic on peut citer les *trackballs* qui sont des souris adaptées permettant l'utilisation d'un mouvement précis des doigts plutôt que du bras (Figure 29, gauche). Ils peuvent aussi être utilisés avec le menton ou la langue. Les clics se font par appui sur le bouton du *trackball* ou via un contacteur adapté relié au *trackball*. Des joysticks ou des tablettes tactiles sont également développés pour les patients chez qui l'activité musculaire de la main, du bras ou du menton est partiellement préservée. Si la motricité de la langue est intacte, des mini-contacteurs peuvent être incrustés dans un palais artificiel et actionnés par la langue pour générer différents mouvements d'un curseur.

Il existe également des systèmes de pointage, contrôlés notamment par des mouvements de la tête. Les solutions matérielles[47] sont constituées d'un émetteur (gommette réfléchissante ou casque) placé sur la tête de l'utilisateur et d'une caméra placée sur l'écran qui identifiera les mouvements de l'émetteur et les reproduira à l'écran. Les solutions logicielles[48] se composent d'une caméra fixée sur l'écran associée à un logiciel de détection de mouvement. De la même manière, les mouvements détectés sont retranscrits sous la forme de déplacement du curseur. Des systèmes de pointage par mouvement de l'œil[49] sont utilisés dans le cas où aucun autre mouvement du patient n'est possible. Ils s'appuient sur le fait que les mouvements oculaires peuvent-être suivis grâce aux reflets visibles sur la cornée (Figure 29, droite). Le curseur sur l'écran se déplace de la même manière que les mouvements oculaires.

Figure 29 : Exemple de trackball commercialisé par Logitech (gauche). Exemple du système de pointage à l'œil Eye Gaze Edge (droite).

[47] Système *TrackIR* ou système *Headmouse* par exemple
[48] Camera Mouse, Adaptive Mouse ou HeadMouse 2 sur PC, INavigate pour une utilisation sous Mac OSX.
[49] Eyegaze, EcoPoint, Tobii, etc. Un comparatif des différents systèmes de pointage à l'œil est disponible sur se site de la fondation Garches : http://www.handicap.org/?Les-dossiers-PFNT

Les contacteurs sont utilisés pour remplacer le clic de la souris, ou de manière générale pour réaliser une sélection. Dans certains cas, ils émettent un feedback visuel, tactile ou auditif. Il en existe de toutes sortes[50] et ils doivent être adaptés à chaque patient. On peut distinguer entre autres les contacteurs musculaires mécaniques qui se déclenchent par pression (tête, main, doigts), les contacteurs qu'une contraction infime suffit à déclencher (joue, sourcils), les contacteurs sonores déclenchés par le souffle ou les contacteurs de palais actionnés par la langue, etc.

Au sommet des nouvelles technologies, on peut placer les interfaces cerveau-machine qui ont l'avantage de ne pas nécessiter le maintien d'une activité musculaire résiduelle quelconque. Dans la brochure publiée par ALIS sur les moyens de communication proposés aux patients souffrant du syndrome d'enfermement, les ICM sont mentionnées de la manière suivante :

> *« Nous n'avons pas encore testé les systèmes captant les impulsions cérébrales et les convertissant en mouvement du curseur sur l'écran... il va falloir s'y intéresser dans les années à venir. »*

Cette déclaration est très révélatrice de l'utilisation actuelle des ICM par les patients. Très occasionnelle, leur utilisation a lieu à l'heure actuelle essentiellement dans le cadre de rares protocoles de recherche.

2. Principe

2.1. L'onde P300

L'onde P300 (parfois appelée P3) a été décrite pour la première fois dans les années 60 (Chapman and Bragdon, 1964; Sutton et al., 1965; Desmedt et al., 1965). Elle regroupe différents types de réponses évoquées positives situées entre 250 et 500 ms après la stimulation, et associées à un processus cognitif d'orientation automatique de l'attention (pour une revue, voir Polich, 2007). Le protocole classique permettant d'évoquer une P300 est le paradigme *oddball*. Dans ce paradigme, le sujet a pour consigne d'écouter une suite de sons dont la plupart sont identiques (appelés sons standards), et de détecter les sons déviants apparaissant de temps à autre. Ce sont ces sons déviants qui évoquent une onde P300 (Figure 30). Le son déviant est aussi appelé son cible. Ce paradigme est appelé *Oddball* actif pour le distinguer des paradigmes dits passifs qui ont été proposés par la suite.

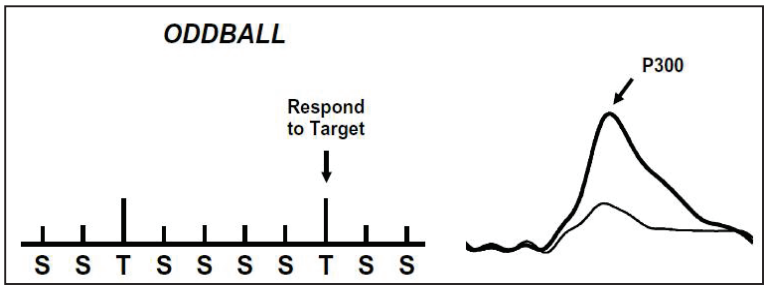


Figure 30 : Onde P300 évoquée dans un paradigme Oddball actif. En réponse à un son cible (T pour target), une onde P300 est classiquement observée. Figure adaptée de Polich (2007).

[50] Un comparatif des différents contacteurs est disponible sur se site de la fondation Garches : http://www.handicap.org/?Les-dossiers-PFNT

En effet, bien que la P300 ait été décrite initialement comme une onde n'apparaissant que dans le cas où le sujet est activement engagé dans la tâche de détection des sons déviants (Picton, 1992), il s'est avéré par la suite qu'elle pouvait également être évoquée dans des paradigmes *Oddball* passifs dans lesquels l'attention du sujet est détournée par une autre tâche, pourvu que le son déviant soit suffisamment saillant (Friedman et al., 2001). Généralement, ce type de son très saillant et très différent des autres sons est appelé un son « *novel* », on parle alors de paradigme *Oddball novelty* (Polich, 2007). Dans ce cas, le *novel* vient s'ajouter aux sons standards et déviants du paradigme *oddball* classique, et apparait de manière très sporadique (Figure 31). Il peut par exemple prendre la forme d'un prénom ou d'une sonnerie de réveil alors que les sons standards et déviants sont généralement des sons purs qui ne diffèrent que par leur fréquence, leur intensité ou leur durée. L'utilisation du propre prénom du sujet comme *novel* dans un paradigme passif évoque une composante positive autour de 450 ms, similaire à l'onde P300 classiquement enregistrée en réponse à un son déviant dans un paradigme *oddball* actif (Perrin et al., 1999). L'amplitude de la P300 varie négativement avec la probabilité d'apparition de la cible, et sa latence augmente avec la difficulté de discrimination de la cible par rapport aux autres sons (Picton, 1992).

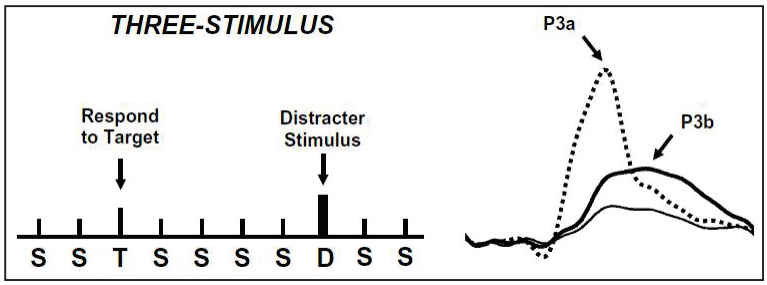


Figure 31 : P3a et P3b évoquées dans un paradigme oddball Novelty actif. Onde P3a en réponse au son novel (D pour distracter, en trait pointillé) et onde P3b en réponse au son cible (T pour target, en trait épais). Figure adaptée de Polich (2007).

En réalité, selon le paradigme utilisé, l'onde P300 observée n'est pas toujours la même. On distingue notamment l'onde P3a de l'onde P3b (Figure 31) associée à des mécanismes attentionnels et à des réseaux corticaux différents (pour des revues, voir Soltani and Knight, 2000; Polich, 2007). Légèrement plus précoce, la P3a serait impliquée dans la détection automatique d'éléments nouveaux ou inattendus et caractérisée par une distribution fronto-centrale. Elle est considérée comme le reflet d'un processus automatique d'orientation de l'attention (pour des revues, voir Friedman et al., 2001; Ranganath and Rainer, 2003). La P3b, quant à elle, serait davantage liée à une détection volontaire d'une cible et associée à une distribution centro-pariétale. Elle est considérée comme le reflet d'un processus de mise à jour du contexte de mémorisation (pour une revue, voir Polich, 2007). Les générateurs de ces deux ondes sont multiples, impliquant notamment le cortex préfrontal, le lobe temporal médian, la jonction temporo-pariétale (Knight, 1989), mais aussi la formation hippocampique, l'amygdale et le gyrus cingulaire (pour une revue, voir Ranganath and Rainer, 2003).
De manière très intéressante pour une utilisation dans le domaine des ICM, l'onde P300 est également évoquée dans le cas de stimulations visuelles (Friedman et al., 1975).

2.2. Fonctionnement des ICM utilisant la P300

Les ICM s'appuyant sur la P300 ont été proposées pour la première fois par Farwell and Donchin (1988). L'ICM proposée alors était le célèbre P300-Speller, mais toutes les ICM utilisant la P300 s'appuient sur le même principe. Les items (les lettres dans le cas du P300-Speller) parmi lesquels l'utilisateur peut faire sa sélection sont présentés simultanément sur un écran. Traditionnellement composée de 36 symboles organisés en six lignes et six colonnes (Figure 32, gauche), la matrice

présentant les items peut prendre diverses formes[51]. Ces items vont ensuite être flashés rapidement, tour à tour, autrement dit les symboles vont successivement devenir plus lumineux pendant un bref instant (de l'ordre de la dizaine à la centaine de millisecondes). Bien que d'autres types de stimulations aient par la suite été développés[52], les flashs se font traditionnellement par ligne et par colonne : une colonne entière devient plus lumineuse, puis c'est le tour d'une autre, etc. (Figure 32, milieu).
L'utilisateur a pour consigne de porter son attention visuelle sur l'item qu'il souhaite sélectionner, et de compter le nombre de fois où celui-ci est flashé. À chaque fois que l'item sur lequel le sujet porte son attention est flashé, une onde P300 est évoquée. Ce n'est pas le cas pour le flashage des autres symboles (Figure 32, droite). On appelle par conséquent « cible » l'item sur lequel le sujet porte son attention, et « non cibles » tous les autres items.

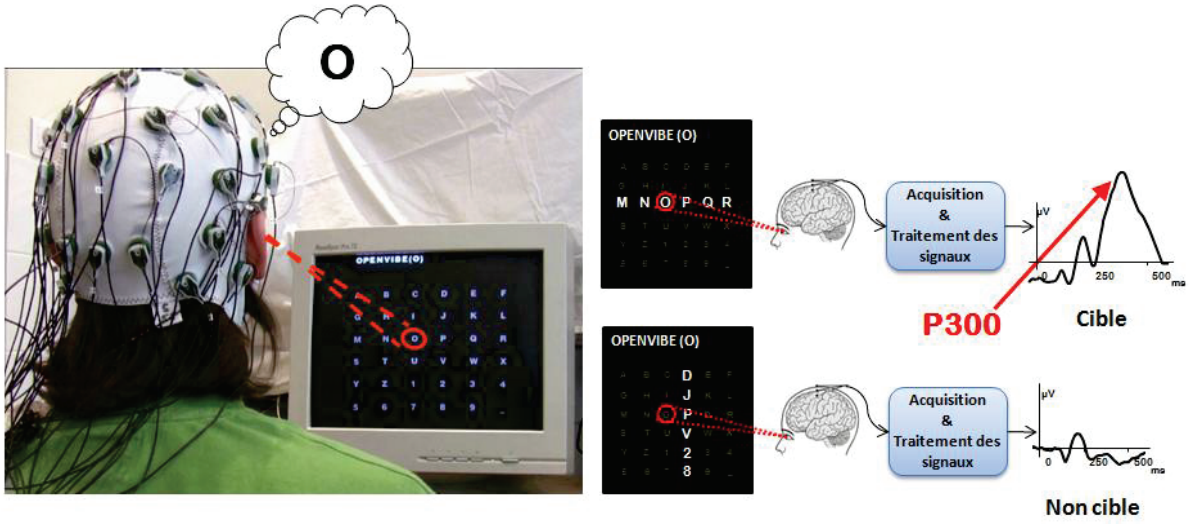


Figure 32 : Principe du P300-Speller. Le sujet concentre son attention sur la lettre à écrire, ici le « O » (gauche). Les lettres sont flashées par ligne et par colonne (milieu). Chaque fois que la ligne ou la colonne contenant la lettre « o » est flashée, une onde P300 est évoquée (droite, haut). En revanche, lorsque les autres lignes ou colonnes de la matrice sont flashées, aucune onde P300 n'est enregistrée (droite, bas).

Dans le cas d'un flashage par ligne et par colonne, la classification a généralement lieu indépendamment sur les lignes et sur les colonnes : le classifieur recherche parmi les six lignes celle dont le flashage est associé à l'évocation d'une onde P300, et opère de la même manière au niveau des colonnes. L'intersection de la ligne et de la colonne cibles permet de retrouver l'item sur lequel l'utilisateur portait son attention.
Pour améliorer la classification, le flashage de chaque ligne et de chaque colonne est généralement répété. Cela permet le moyennage des réponses évoquées associées au flashage d'une même ligne/colonne, ce qui augmente le rapport signal sur bruit associé à ces réponses. Une répétition est définie comme le flashage de chaque ligne et de chaque colonne une fois. Dans une matrice classique de trente-six items, une répétition correspond à douze flashs.
Le nombre de répétitions utilisé varie considérablement d'une étude à l'autre, pouvant aller d'une seule répétition à plus de quinze. Plus le nombre de répétitions est important, plus le signal sera « propre », et plus la décision du classifieur sera fiable. En contrepartie, le temps nécessaire pour écrire une lettre augmente avec le nombre de répétitions. En pratique, un enjeu important est celui de trouver un bon compromis entre la précision et la vitesse de l'écriture.

[51] Voir la section 4.3 de ce chapitre.
[52] Idem.

Après le flashage correspondant à l'écriture d'une lettre et la prise de décision du classifieur, l'item choisi par ce dernier est affiché à l'écran. C'est le feedback qui permet à l'utilisateur de vérifier que son choix a bien été identifié.
Enfin, les ICM utilisant l'onde P300 ne faisant pas exception à la règle, le classifieur a besoin d'avoir à disposition des exemples de réponses correspondant aux deux classes (cibles et non cibles) avant d'être en mesure de les reconnaitre. Pour cela, une session hors ligne de sélection d'items est réalisée préalablement. On parle de phase d'apprentissage ou d'étalonnage (*calibration* en anglais). Dans cette phase, les items sur lesquels l'utilisateur doit porter son attention sont imposés et aucun feedback n'est fourni. Précisons que l'utilisation du terme « apprentissage » ne signifie pas que l'utilisateur doive apprendre à contrôler son activité cérébrale. L'onde P300 étant une réponse automatique, l'apprentissage concerne uniquement l'ordinateur. Pour qu'il n'y ait pas d'ambigüité, le terme étalonnage sera systématiquement utilisé dans la suite du manuscrit.
Enfin, il est important de préciser que, bien que le nom de ces ICM mette en valeur l'onde P300, le classifieur s'appuie généralement tout autant sur l'onde visuelle précoce N1 qui, comme la P300, est sensible aux modulations attentionnelles (pour une revue, voir Naatanen and Picton, 1987), ce qui la rend plus ample en réponse à des flashs cibles qu'en réponse à des flashs non cibles.

3. Les différentes applications

3.1. Écriture

La première ICM s'appuyant sur la P300 à avoir été décrite dans la littérature est le P300-Speller qui permet d'écrire via l'épellation de mots, lettre après lettre (Farwell and Donchin, 1988). La matrice proposée à l'époque était constituée de 36 symboles organisés en lignes et en colonnes[53], comme présentés dans la figure 32.
D'après Guger et al. (2009), 90% des sujets sains sont capables de contrôler un P300-Speller. Cette ICM a également été testée sur des patients à plusieurs reprises. Nijboer et al. (2008b) ont montré que des patients souffrant de SLA étaient capable d'utiliser cette application avec une précision de 80% environ. Néanmoins, l'étude de Townsend et al. (2010) montre que les patients souffrant de cette pathologie n'atteignent pas les mêmes *bit rates* que les sujets sains : l'ICM est 2,5 fois plus efficace avec ces derniers.

3.2. Communication de besoins

L'ICM proposées par Silvoni et al. (2009) permet à l'utilisateur de sélectionner l'un des quatre besoins primaires représentés sous forme de pictogramme à l'écran. Les symboles peuvent être associés à des besoins tels que « j'ai faim », « j'ai soif », « j'ai sommeil », « j'ai besoin de voir un médecin », « j'aimerais me laver », etc. Les pictogrammes sont associés à des flèches qui sont flashées pour permettre la sélection des items. Vingt-et-un patients souffrant d'une SLA ont utilisé cette ICM pendant quatre séances, puis cinq d'entre eux l'ont utilisée à nouveau lors de deux séances un an plus tard. Tous les patients sauf deux se sont avérés capable d'utiliser correctement l'ICM, et cela était toujours le cas un an plus tard.

[53] Les modifications de l'interface qui ont pu être proposées par la suite sont décrites dans la section 4.3 de ce chapitre.

3.3. Déplacement

Plusieurs types d'ICM s'appuyant sur la P300 ont été développés dans le but de permettre aux patients de se déplacer de manière autonome. Celle proposée par Pires et al. (2008) consiste en la sélection d'une direction parmi huit directions possibles. Quant à l'interface proposée par Iturrate et al. (2009), elle affiche une image du lieu où se trouve l'utilisateur, reconstruite de manière virtuelle grâce à un capteur laser situé sur l'ordinateur. Cet environnement virtuel est quadrillé de lignes, dont les intersections forment les items à sélectionner et correspondent aux différentes destinations possibles. L'utilisateur a le choix entre sélectionner l'un de ces points, ou un icône en bas de l'écran permettant d'envoyer d'autres commandes (par exemple : tourner à gauche) (Figure 33, gauche). Grâce à son système de laser, le fauteuil roulant évite automatiquement les obstacles.

Les systèmes proposés par Rebsamen et al. (2010) et par Long et al. (2012) combinent deux ICM différentes ; c'est ce qu'on appelle les ICM hybrides.Le système proposé par Long et al. (2012) utilise les rythmes moteurs pour déplacer le fauteuil (imagination d'un mouvement de la main gauche ou de la main droite) et pour ralentir (imagination d'un mouvement des pieds), et utilise la P300 pour accélérer (concentration de l'attention sur une stimulation visuelle sur un écran).
Dans l'étude de Rebsamen et al. (2010), une ICM relativement lente mais très fiable permet de sélectionner une destination sur une matrice 3x3 affichée à l'écran (Figure 33, droite). Les items sont flashés un par un dans un ordre aléatoire. D'autre part, pour que l'utilisateur soit en mesure d'arrêter le fauteuil à tout moment, une deuxième ICM plus rapide reste active. Cette seconde ICM peut utiliser l'onde P300, ou bien les rythmes moteurs. Dans ce dernier cas, la moyenne des puissances dans les bandes de fréquence mu et béta est calculée à chaque instant, et comparée à la ligne de base calibrée préalablement. Un test sur des sujets sains a démontré l'efficacité de cette stratégie (Rebsamen, 2010). Le mouvement du fauteuil n'affectait pas les signaux cérébraux et le déplacement grâce à cette ICM s'est avéré plus rapide et moins fatigant pour l'utilisateur que les autres stratégies de contrôle proposées dans la littérature.
Par rapport aux ICM permettant le déplacement d'un fauteuil roulant grâce à la modulation des rythmes moteurs ou des ondes lentes (SCP), l'utilisation de la P300 présente l'avantage de ne pas nécessiter d'apprentissage de la part de l'utilisateur.

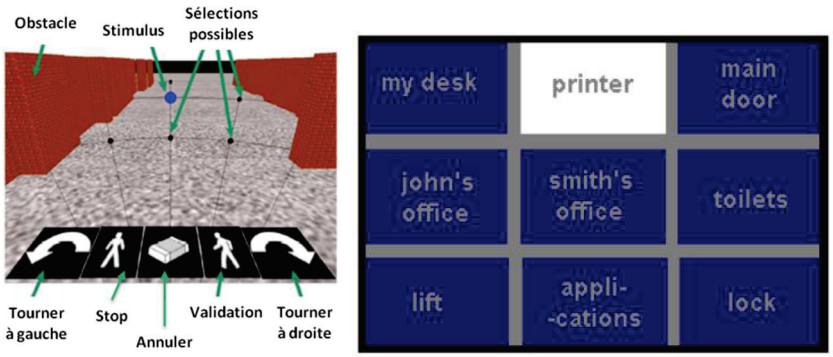


Figure 33 : Interface graphique permettant la sélection de la destination dans l'ICM proposée par Iturrate et al. (2009) (gauche) et par Rebsamen et al. (2010)(droite).

3.4. Contrôle de l'environnement

L'équipe de Christophe Guger a développé une ICM s'appuyant sur la P300 permettant à un utilisateur de contrôler son environnement en sélectionnant des actions telles que ouvrir/fermer la porte, allumer/éteindre la lumière ou la télévision, ainsi que des destinations permettant le déplacement d'une pièce à l'autre (Edlinger et al., 2009). Les différentes actions possibles sont représentées dans une matrice sur un écran (figure 34). Testée sur douze sujets sains dans un environnement virtuel, l'ICM a fait ses preuves : 82% des utilisateurs ont réussi à la contrôler

parfaitement, mais cela nécessitait tout de même 15 répétitions (chaque item était flashé 15 fois). De manière très pertinente, cette ICM a été combinée avec une utilisation des SSVEP permettant d'initier et de stopper l'interaction (Edlinger et al., 2011). Si l'utilisateur arrête de regarder la matrice, l'ICM est capable de le détecter grâce à la soudaine absence de SSVEP. Le flashage des items s'arrête alors, jusqu'à ce que des SSVEP soient à nouveau détectés. Cette même interface a depuis été adaptée pour une utilisation sur les réseaux sociaux *Twitter* et *Second Life* (Edlinger and Guger, 2011).
Une autre équipe de recherche a développé une ICM hybride permettant le contrôle d'un environnement virtuel (Su et al., 2011). Alors que le déplacement dans l'environnement s'appuie sur le rythme *mu* produit par l'imagerie motrice, le contrôle des objets se fait à partir de l'onde P300. Dès que l'utilisateur arrive dans un lieu associé à une action, une fenêtre de sélection d'items propres à ce lieu, apparait sur l'écran.

Figure 34 : Matrices d'items proposées par Guger (2009). À gauche sont présentées les différentes actions, à droite les différentes destinations dans l'appartement virtuel.

3.5. Navigation sur Internet

Plusieurs applications permettant de naviguer sur Internet ont été proposées. Généralement, l'écran est divisé en deux parties, l'une correspondant au navigateur Internet, l'autre à la matrice P300. Le navigateur NESSI (pour *Neural Signal Surfing Interface*) a été développé en 2007 par l'équipe de Niels Birbaumer (Bensch et al., 2007). Il permettait de naviguer sur Internet en utilisant les SCP ou les rythmes moteurs. Après quelques modifications, ce navigateur adapté de *Mozilla Firefox* permet maintenant l'utilisation de la P300 (Mugler et al., 2010). Chaque sélection possible sur la page (lien, champ d'écriture…) est associée à une lettre. Après avoir fait son choix, il suffit à l'utilisateur de porter son attention sur la lettre correspondante dans la matrice de stimulation (Figure 35, gauche et centre). Il peut également sélectionner des symboles associés aux options classiques des navigateurs (page d'accueil, page précédente, page suivante, favoris…).

Figure 35 : À gauche : schéma représentant le navigateur NESSI. Chaque lien et champ d'écriture est associé à une lettre. Lorsque plus de 26 liens sont présents sur la page, les sélections possibles sont associées à des codes utilisant deux lettres : une lettre accolée avec une étoile (A par exemple) suivie d'une lettre normale (une sélection peut par exemple être codée par A* B). Au centre : matrice P300 associée au navigateur NESSI, flashée par ligne et par colonne. Elle contient les 26 lettres de l'alphabet, 12 lettres accolées avec une étoile pour former des codes à deux lettres, ainsi que des options basiques. Figures extraites de Mugler et al. (2010). À droite : navigateur internet proposé par Yu et al. (2012).*

Testée sur un sujet sain dans une situation de navigation sur Wikipédia avec 10 répétitions par sélection, l'interface NESSI a permis une navigation sur Internet précise à 90% (Mugler et al., 2010).
Riccio et al. (2011) ont proposé une méthode qui ne nécessite qu'un seul écran, et donc aucun mouvement de la tête : les sélections sont présentées directement dans le navigateur internet, en surimpression. Chaque lien et commande possible est accompagné d'un point rouge. Le clignotement des différents points rouges permet d'évoquer une onde P300.
Sirvent et al. (2010) ont proposé une approche différente, plus proche de l'utilisation classique via une souris et un clavier. Dans leur ICM, l'utilisateur doit sélectionner une direction pour déplacer le curseur d'une souris, puis des lettres pour écrire sa recherche.
Enfin, une souris commandée par ICM a également été proposée récemment (Yu et al., 2012). Les mouvements horizontaux de la souris sont contrôlés par l'imagerie motrice tandis que les mouvements verticaux sont contrôlés par une commande de type P300 (Figure 35, droite).

3.6. Dessin

Les différentes applications exposées jusqu'à maintenant se cantonnent à répondre à des besoins vitaux ou essentiels. Jusqu'à très récemment, aucune variante du P300-Speller ne s'était intéressée à l'expression créative des patients concernés par les ICM.
L'application *Brain Painting* a été conçue par l'artiste allemande Adi Hösle avec la coopération de l'institut de psychologie médicale et de neurobiologie comportementale de l'Université de Tübingen (Kübler et al., 2008). Elle consiste en une matrice de six lignes sur huit colonnes, contenant des symboles correspondant aux différentes couleurs, à des formes, des dimensions, des options de transparence et de zoom, ainsi qu'à des directions de déplacements du curseur (Figure 36).
L'équipe d'Andrea Kübler a testé cette interface chez des sujets sains et chez des patients (Munssinger et al., 2010). La comparaison des taux de bonne sélection pour deux versions différentes de cette application et pour un P300-Speller classique chez les sujets sains a montré qu'il était préférable d'utiliser une interface en noir et blanc plutôt qu'une interface colorée (figure 36, gauche). Deux des trois patients — souffrant d'une SLA à un stade relativement avancé — ayant eu l'opportunité de tester cette ICM ont montré des performances de sélections excellentes : autour de 90%. Les trois patients ont reporté avoir apprécié l'utilisation du *Brain Painting* (Munssinger et al., 2010). Ce type d'ICM peut permettre à des patients entièrement paralysés de se divertir en découvrant une nouvelle activité ou en retrouvant un plaisir qu'ils pratiquaient peut-être avant la survenue de leur handicap. D'après les auteurs, cette ICM semble améliorer l'humeur, la motivation et la qualité de vie des utilisateurs. Ceci n'est pas négligeable, puisque les émotions positives — et notamment celles produites grâce à la création artistique — sont connues pour favoriser la réadaptation des patients (Radtke, 1994).

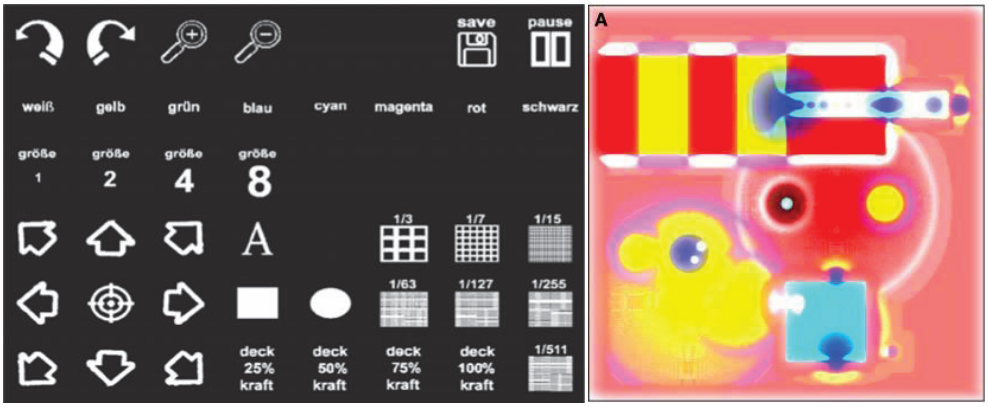


Figure 36 : Matrice noir et blanc utilisée pour dessiner (gauche). Exemple de dessin réalisé par un patient grâce à cette ICM (droite). Figures extraites de Munssinger et al. (2010).

3.7. Jeux

Récemment également, quelques idées de jeux vidéo utilisant une ICM s'appuyant sur la P300 ont vu le jour. Le *MindGame* est un petit jeu proposé par une équipe de recherche allemande, dans lequel l'utilisateur doit déplacer son personnage dans un environnement virtuel via la sélection de cibles représentées par des arbres (Finke et al., 2009)(Figure 37, gauche). Pour gagner, l'utilisateur doit déplacer son personnage d'arbre en arbre, jusqu'à ce que chacun d'entre eux ait été visité. De manière intéressante, le personnage ne se déplace pas véritablement d'arbre en arbre, mais se déplace dans la direction de l'arbre que le classifieur a identifié comme étant celui sur lequel le sujet portait son attention. Le nombre de cases que parcourt le personnage à chaque essai est proportionnel à la confiance que le classifieur attribue à sa décision, ce qui peut s'interpréter comme une mesure de la qualité de la P300. En somme, pour battre son record, le joueur doit se concentrer un maximum pour passer d'arbre en arbre le plus vite possible.
Sur le même principe, notre équipe a développé un jeu de *Puissance 4* qui peut notamment se jouer en mode « compétition », dans lequel les P300 des deux joueurs sont continuellement mises en concurrence (Figure 37, droite). Les joueurs posent un pion chacun leur tour, mais la colonne dans laquelle est posée le pion est celle sur laquelle le joueur qui a produit la « meilleure »[54] P300 portait son attention. De cette manière, un joueur très concentré face à un joueur moins concentré pourra choisir d'aligner ses propres pions au centre de l'écran, et d'envoyer ceux de l'autre joueur de manière disséminée, aux extrémités de la grille. Ce jeu et l'expérience princeps que nous avons menée sont décrits au chapitre 13.

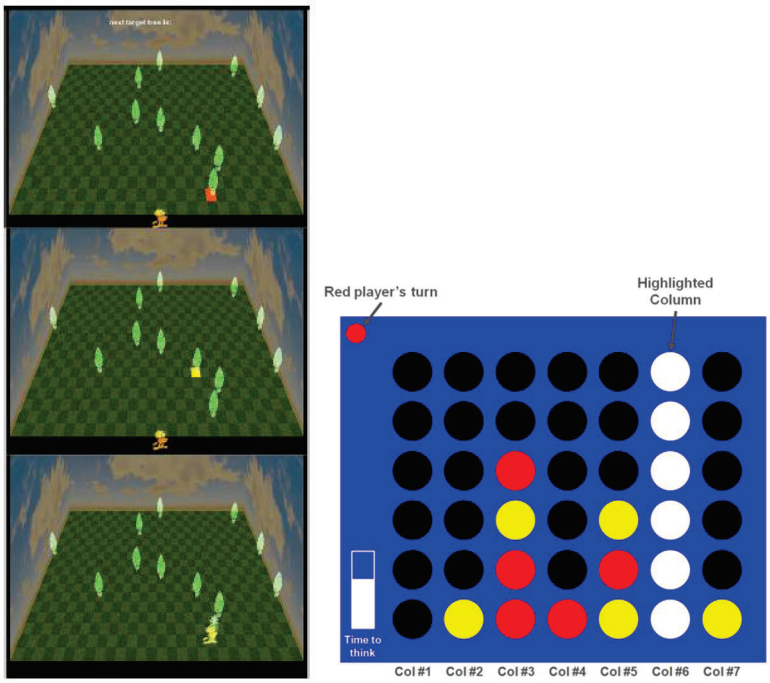


Figure 37 : À gauche : Impressions écran du jeu MindGame (extraits de Finke et al., 2009). Le flashage des arbres se fait de manière séquentielle, la cible étant flashée à l'aide d'un carré rouge tandis que les non-cibles sont flashées avec des carrés jaunes. À droite : Rendu du jeu de Puissance 4 développé au sein de mon équipe de recherche. Le pion rouge en haut à gauche indique la couleur du pion qui sera placé à la fin des flashs. Les pions et les emplacements encore vides sont flashés par colonne. Une jauge à gauche permet aux joueurs de savoir le temps qu'il leur reste pour faire leur choix (en réalité, la jauge n'apparait pas de manière simultanée aux flashs).

[54] La méthode utilisée pour déterminer la qualité d'une P300 est expliquée dans le chapitre 7, section 3.

4. Les Enjeux du P300-Speller

Les enjeux du P300-Speller sont très similaires aux enjeux des ICM en général, et plus particulièrement des ICM qui utilisent l'EEG. Cette partie détaille ces enjeux et retrace un état de l'art du P300-Speller tel qu'il a évolué depuis le premier protocole proposé par Farwell and Donchin (1988).

4.1. Acquisition

Pour une utilisation chez des patients souffrant du syndrome d'enfermement ou particulièrement handicapés sur le plan moteur, le P300-Speller doit être associé à un système d'acquisition le plus simple possible. Idéalement, le système doit être sans fil, sans gel, et posséder le moins d'électrodes possibles pour pouvoir être installé et retiré rapidement.
Guger et al. (2012) ont publié une étude évaluant sur 23 sujets sains la précision d'un P300-Speller utilisant des électrodes sèches (système Sahara développé par Guger lui même). Avec seulement huit électrodes sèches, la précision de l'ICM était équivalente à celle utilisant un système EEG nécessitant l'application d'un gel (Guger et al., 2009).
La diminution du nombre d'électrodes a également été testée de manière indépendante, afin de réduire la durée d'installation. Plusieurs montages différents ont été comparés (Krusienski et al., 2006), et un montage à huit électrodes a été sélectionné et utilisé dans de nombreuses études postérieures (Figure 38). Le GIPSA-Lab (Grenoble) a développé une méthode de sélection de capteurs qui permet de diminuer le nombre d'électrodes de trente-deux à huit sans diminuer la précision de l'ICM, à condition que les électrodes soient adaptées pour chaque sujet (Cecotti et al., 2011). Toutefois, l'utilisation des huit capteurs les plus discriminants au niveau du groupe ne diminuait les performances de manière significative que chez 20% des sujets. Ces résultats suggèrent qu'un montage par défaut pourrait être utilisé, et éventuellement modifié si les performances obtenues sont bien inférieures aux performances attendues.
Les électrodes couramment choisies dans les études réduisant leur nombre sont des électrodes centrales et pariéto-occipitales (Figure 38).

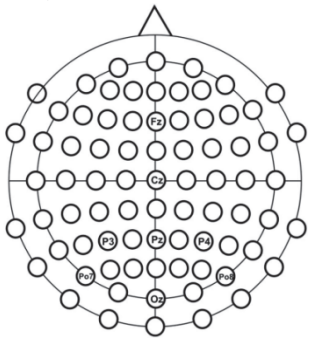


Figure 38 : Montage utilisé par Guger et al. (2009); Guger et al. (2012), Krusienski et al. (2006), et beaucoup d'autres. Figure extraite de Guger et al. (2012).

4.2. Analyses

En termes d'analyses, de nombreux paramètres peuvent être réglés. Le choix du classifieur est bien entendu fondamental, et il a d'ailleurs été l'objet de nombreuses études (Krusienski et al., 2006) (Mirghasemi et al., 2006a; Manyakov et al., 2011; Aloise et al., 2012b). Généralement, des classifieurs linéaires tels que *Pearson's correlation method* (PCM), *Fisher's linear discriminant* (FLD), *stepwise linear discriminant analysis* (SWLDA), *Bayesian linear discriminant analysis* (BLDA) et *linear*

support vector machine (LSVM) sont comparés à des classifieurs non linéaires comme le *Gaussian kernel support vector machine* (GSVM). Alors que certaines études n'ont montré aucune différence entre classifieurs (Aloise et al., 2012b), plusieurs ont rapporté un avantage lié à l'utilisation du classifieur FLD (Krusienski et al., 2006; Mirghasemi et al., 2006a). Ce classifieur définit la séparation entre deux distributions grâce au ratio de la variance inter-classes sur la variance intra-classes.
Différentes méthodes de prétraitement des données (Mirghasemi et al., 2006b) et de sélection de variables (Mirghasemi et al., 2006a; Yang et al., 2008; Rivet et al., 2009; Atum et al., 2010; Pires et al., 2012b) ont également été explorées. De manière intéressante et prévisible, il a été démontré que les choix du classifieur et de la méthode de prétraitement des données ne produisaient pas des effets indépendants sur les performances (Mirghasemi et al., 2006b). Pour cette raison, l'étude simultanée des méthodes de prétraitement, d'extraction de caractéristiques et de classification a été recommandée, lors de la quatrième rencontre internationale sur les ICM, par un ensemble de chercheurs statuant sur les directions futures pour la recherche sur le P300-Speller (Mak et al., 2011).
Enfin, des paramètres davantage visibles par l'utilisateur peuvent être adaptés. Il s'agit de la taille de l'étalonnage, de la durée des flashs et du nombre de répétitions. La taille de la phase d'étalonnage doit être savamment choisie. Trop longue, l'utilisateur se fatiguera et ne sera plus en mesure d'être suffisamment concentré lors de la phase de test, sans compter le risque de surapprentissage. Trop courte, le classifieur ne disposera pas de suffisamment d'exemples de signaux associés à chacune des classes pour prendre une décision fiable. Sur des données enregistrées dans mon équipe de recherche, nous avons montré qu'une quarantaine[55] de répétitions étaient suffisante pour calibrer efficacement un classifieur linéaire (Rivet et al., 2011).
En ce qui concerne le nombre de répétions utilisé en temps-réel ainsi que la durée des flashs et le délai séparant deux flashs successifs, ces paramètres ont le même effet : une amélioration de la précision de l'ICM grâce à l'un d'entre eux est associé à un ralentissement de la vitesse d'écriture. En effet, jusqu'à un certain seuil les P300 sont plus amples lorsque les stimuli sont suffisamment séparés les uns des autres (Farwell and Donchin 1988; Allison and Pineda 2006; Sellers et al. 2006). Cela s'explique par de multiples phénomènes. Un phénomène appelé *attentional blink* se produit si la stimulation visuelle à détecter a lieu entre 180 et 450 ms après une première stimulation saillante : la seconde stimulation aura des difficultés à être détectée (Raymond et al., 1992). Un autre phénomène du même type appelé *repetition blindness* (Kanwisher, 1987) a été également reporté : si une cible est flashée rapidement deux fois de suite (entre 100 et 500 ms) parmi une succession de flashs d'items non-cibles, la seconde cible risque d'être manquée. De plus, l'amplitude de la P300 est positivement corrélée à l'intervalle temporel entre deux cibles : plus les cibles sont éloignées les unes des autres, plus les P300 évoquées sont grandes (Gonsalvez and Polich, 2002). Enfin, à des fréquences de stimulation supérieures à 3 Hz les signaux se superposent les uns aux autres ce qui complique la classification (Martens et al., 2009). Le taux de bonne classification est donc meilleur si les flashs ne sont pas trop rapprochés les uns des autres. Quant au nombre de répétitions, plus il est élevé, plus le rapport signal sur bruit est bon, donc plus la classification est fiable (Serby et al., 2005; Lenhardt et al., 2008; Maby et al., 2010; Townsend et al., 2010).

4.3. Ergonomie

L'ergonomie est sans aucun doute l'aspect sur lequel le plus d'études ont porté. On peut distinguer des améliorations apportées sur les stimuli eux même et la manière dont leur aspect est modifié au moment du flash, des propositions de nouveaux modes de stimulation ou encore des propositions de modes prédictifs utilisant un dictionnaire.

[55] Une quarantaine de répétitions peut être présentée sous la forme de 4 lettres épelées avec 10 répétitions chacune, de 8 lettres épelées avec 5 répétitions chacune, etc. Cela correspond toujours à l'acquisition de 80 exemples de signaux appartenant à la classe cible (un par ligne et un par colonne pour chaque répétition) et de 400 exemples de signaux appartenant à la classe non-cible.

- Stimuli

La modification de différentes propriétés des stimuli proposés dans le cadre du P300-Speller a été largement étudiée. La plus importante des modifications possibles est celle de la voie sensorielle fournissant ces stimuli. En effet, des P300-Speller fonctionnant avec une stimulation auditive (Nijboer et al., 2008a; Furdea et al., 2009; Klobassa et al., 2009; Kubler et al., 2009; Hohne et al., 2010; Belitski et al., 2011) ou tactile (Brouwer and van Erp, 2010) ont été testés à plusieurs reprises, pour répondre aux besoins des patients ayant des problèmes de vue ou une mobilité du regard insuffisante pour utiliser le P300-Speller classique. Bien que l'efficacité de ces ICM ait été démontrée, celle-ci reste tout de même inférieure à celle généralement obtenue avec un P300-Speller visuel (Furdea et al., 2009; Kubler et al., 2009; Belitski et al., 2011).
Parmi les P300-Speller visuels, différentes propriétés physiques des stimuli ont été évaluées. L'influence de la couleur du fond d'écran et des lettres, de la taille des lettres ainsi que de la distance entre les lettres a été évaluée par Salvaris and Sepulveda (2009). Bien qu'aucun des protocoles comparés ne se soit avéré être le meilleur pour tous les sujets, un fond d'écran blanc et une taille d'items suffisamment grande semblent être préconisés par cette étude. Une matrice en bleu et vert pourrait également être avantageuse (Takano et al., 2009).
Différentes tailles de matrice en terme de nombres de symboles (Allison and Pineda 2003; Sellers et al. 2006) ont également été comparées. Une matrice plus grande sera plus longue à flasher mais évoquera de plus grandes P300 (Allison and Pineda, 2003). Néanmoins, le nombre d'items étant plus grand, le risque d'erreur le sera également. Au final, si la précision est moins bonne sur une grande matrice, le *bit rate* — qui tient compte du nombre d'items — est meilleur (Sellers et al., 2006a). Enfin, il semble que l'augmentation de la taille des symboles lors du flashage favorise la détection de l'onde P300 (Gibert et al., 2008a), de même que le remplacement des items par des visages connus au moment du flash (Kaufmann et al., 2011).

- Mode de stimulation

Traditionnellement, la stimulation se fait par lignes et par colonnes. Néanmoins, ce mode de stimulation n'est probablement pas le plus efficace. Il a été comparé à d'autres approches, comme des paradigmes dans lesquels les lignes et les colonnes sont en mouvement pendant le flashage (Hong et al., 2009; Martens et al., 2009; Jin et al., 2012), ou d'autres dans lesquels les items sont flashés un par un de manière aléatoire (Guger et al., 2009) ou encore certains pour lesquels les items sont répartis de manière bilatérale sur l'écran afin d'exploiter l'asymétrie hémisphérique du traitement visuel (Pires et al., 2012a).

Allison a quant à lui proposé un paradigme où les items sont flashés par « *splotchs* », c'est-à-dire par groupes de lettres réparties de manière pseudo-aléatoire sur la matrice (Allison, 2003; Allison and Pineda, 2006). Le flashage par *splotchs* permet de réduire le nombre d'items non-cibles voisins de la cible qui seront flashés en même temps que celle-ci. Il permet aussi de réduire la distraction liée au flashage de lignes — ou de colonnes — non-cibles entières, et devient moins fatiguant visuellement. Enfin, dans certains cas, il peut permettre de diminuer le nombre de flashs nécessaires (Jin et al., 2011b).
En s'inspirant de cette idée, Townsend et al. (2010) ont introduit un nouveau paradigme utilisant un damier qui permet de séparer les lettres en deux groupes de lettres (cases blanches vs. cases noires), un même groupe ne contenant jamais deux lettres situées côte à côte sur le damier. Les deux groupes de lettres, reportés dans des matrices plus petites, sont ensuite mélangés de manière aléatoire, et flashés par lignes et par colonnes, en alternant le flashage de lignes/colonnes issues des groupes « cases noires » et « cases blanches » (Figure 39). Grâce à cette alternance, cette méthode permet d'ajouter aux avantages liés aux *splotchs* la certitude de ne jamais flasher deux fois de suite le même item. Comme expliqué précédemment, le fait de flasher deux fois de suite le même item

produit un effet de *repetition blindness* qui se traduit par une P300 extrêmement réduite (Koivisto and Revonsuo, 2008), donc très difficile à détecter. Testé chez des sujets sains et chez des patients, ce protocole s'est montré bien plus efficace que le P300-Speller classique: un gain de performance de 15% a été observé. Cependant, cette méthode nécessite l'utilisation d'une grande matrice (8x9), pour que celle-ci puisse facilement être séparée en deux matrices carrées contenant les lettres des deux groupes.

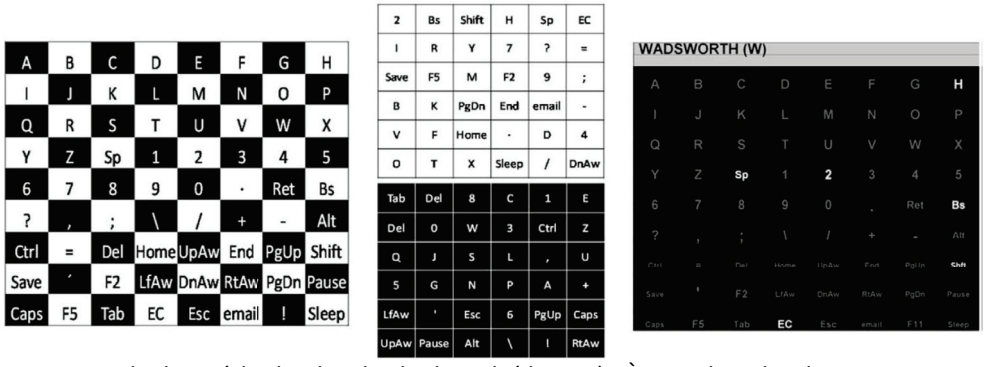


Figure 39 : Principe de la méthode du checkerboard (damier). À gauche : les lettres sont virtuellement représentées sur un damier. Milieu : les lettres des cases noires et blanches sont reportées dans deux petites matrices, et mélangées de manière aléatoire. Droite : la première ligne de la matrice correspondant aux cases blanches est flashée. Sur la matrice visualisée par l'utilisateur, ce flash se perçoit comme l'illumination d'un groupe de lettres aléatoires. Image extraite de Townsend et al. (2010).

Plusieurs équipes de recherches se sont également intéressées au développement de P300-Speller ne nécessitant pas de focaliser son regard sur la cible. Cela serait très utile pour les patients qui ont perdu, même partiellement, le contrôle du mouvement des yeux. Les items peuvent par exemple être regroupés par sous-ensembles de lettres flashées simultanément (Treder and Blankertz, 2010; Fazel-Rezai et al., 2011; Pires et al., 2011). La sélection se fait alors en deux étapes : un groupe de lettre est d'abord sélectionné, puis les lettres choisies sont réparties sur l'écran et flashées une par une (Figure 40, A et B). Une autre méthode consiste à faire apparaitre rapidement et successivement les items six par six, en cercle sur l'écran (Aloise et al., 2012a). De la même manière que dans la stimulation classique (i.e. par lignes et par colonnes) la décision se fait grâce au recoupement des informations apportées par l'analyse des signaux électroencéphalographiques associés à la perception de chaque groupe de lettre (Figure 40, C). Enfin, les items peuvent également être présentés très rapidement un par un au centre de l'écran (Acqualagna et al., 2010). Ces méthodes présentent généralement un taux de bonne classification similaire aux P300-Speller présentés en lignes et en colonnes, mais un *bit rate* plus faible car le temps nécessaire pour sélectionner un item est plus long.

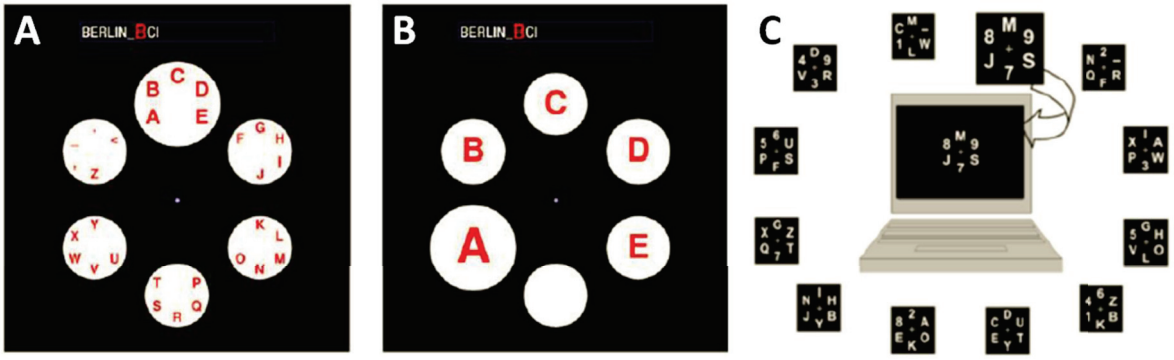


Figure 40 : Modes de stimulation ne nécessitant qu'une attention implicite sur la cible. (A) Mode proposé par Treder and Blankertz (2010) qui nécessite une sélection du groupe de lettre, suivi dans un deuxième temps (B) de la sélection de la lettre parmi ce groupe. (C) Mode proposé par Aloise et al. (2012a) dans lequel les lettres sont présentées en groupe à l'écran.

- Dictionnaire

Enfin, l'utilisation d'un dictionnaire peut améliorer la précision et l'efficacité du P300-Speller. Le dictionnaire peut être intégré au classifieur qui favorisera les lettres les plus souvent utilisées. Dans une étude, cette méthode a permis de passer de 72.86% de lettres correctes à 95.71% (Ahi et al., 2011).
Cependant, l'utilisation du dictionnaire peut aller plus loin. Il est possible d'adapter l'interface graphique en fonction des premières lettres écrites afin de proposer à l'utilisateur de sélectionner des mots entiers (Ryan et al., 2011; Kaufmann et al., 2012b). Ces mots pourront être directement intégrés dans la matrice, ou être associés aux chiffres qui sont des items relativement peu utilisés (Figure 41, gauche). Idéalement, le système devrait même être capable de proposer des mots ne correspondant pas tout à fait aux lettres déjà écrites, prenant ainsi en compte la possibilité que la machine ait mal interprété les signaux de l'utilisateur. Dans mon équipe de recherche, nous mettons actuellement au point un système de ce type, qui devra être testé prochainement.

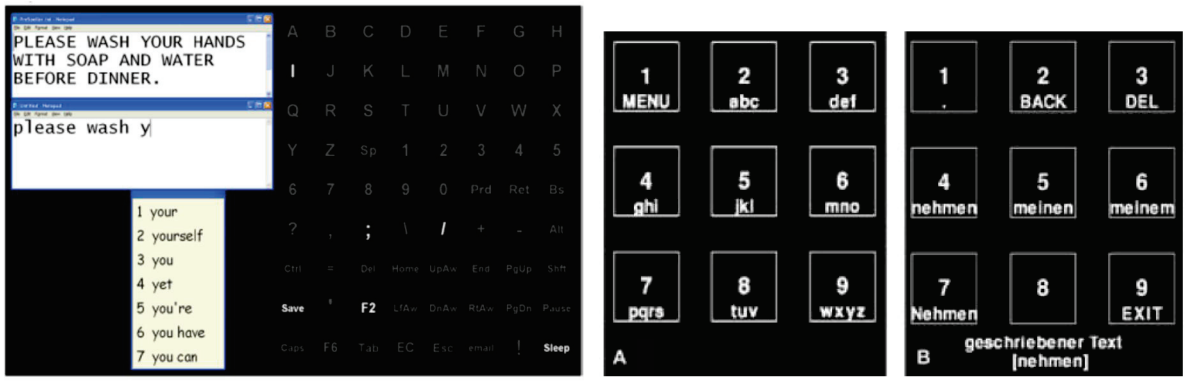


Figure 41 : Gauche : une fois que la lettre Y *est sélectionnée (partie basse de la fenêtre en haut à gauche), un menu déroulant propose différents mots et expressions courants commençant par cette lettre (fenêtre en bas à gauche). Pour sélectionner l'un de ces mots, l'utilisateur doit porter son attention sur le chiffre correspondant dans la matrice, en l'occurrence sur le chiffre 1 pour écrire le mot « your » (à droite). Dans le cas où le mot n'aurait pas fait partie de la liste proposé, l'utilisateur aurait dû continuer d'épeler le mot lettre par lettre, jusqu'à l'apparition de son mot dans la liste ou jusqu'à la fin du mot. Figure extraite de Ryan et al. (2011).*
Droite : Mode prédictif s'appuyant sur le système du mode T9. (A) Le mode écriture, dans lequel la touche 1 permet de passer dans le mode contrôle. (B) Le mode contrôle permettant de valider un mot, de faire une correction, ou de quitter le speller. Figure extraite de Hohne et al. (2010).

Une autre possibilité est d'utiliser un équivalent du mode « T9 » implémenté dans la plupart des téléphones portables. Dans un P300-Speller auditif, une équipe allemande a proposé un système de ce type (Hohne et al., 2010). Une grille de neuf cases propose les différents choix possibles, chaque case étant associée à un son différent (variations en fréquence et en localisation spatiale). L'ICM est composée de deux modes : un mode d'écriture dans lequel l'utilisateur choisit entre les sons n°2 à 9 pour sélectionner un caractère, puis un mode de contrôle dans lequel les différents mots, correspondant à la suite de lettres sélectionnées, sont proposés à l'utilisateur. Celui-ci doit valider le mot en portant son attention sur le son correspondant (Figure 41). Testée sur douze sujets sains, cette ICM s'est avérée compétitive par rapport aux autres speller auditifs.

4.4. Critères d'évaluation

Peu d'études se sont intéressées explicitement voire exclusivement aux critères d'évaluation. Pourtant il est très difficile d'évaluer une ICM comme le P300-Speller de manière objective, sans faire appel aux notions classiques de précision et de *bit rate*, qui ne sont pourtant que peu adaptées au cas du P300-Speller. En effet, la principale question qui importe dans ce cas est la suivante : « Est-

ce que l'interlocuteur a compris ce que voulait dire l'utilisateur ? ». Aucune formule mathématique s'appuyant sur le taux de classification ne permet actuellement de répondre à cette question. Sans compter que si la durée d'écriture de chaque mot est extrêmement longue, même si la compréhension finale est excellente le fonctionnement de l'ICM ne sera pas satisfaisant.
Malgré les multiples améliorations effectuées ces dernières années, le P300-Speller ne permet toujours pas d'écrire rapidement et sans erreur. L'enjeu d'optimiser le compromis entre précision et vitesse d'écriture reste central. Quitadamo et al. (2012) ont proposé récemment un critère d'évaluation adapté au cas du P300-Speller. Ce qu'ils ont baptisé *efficiency* tient compte du temps nécessaire pour réaliser une correction, et fournit ainsi une évaluation plus réaliste de l'efficacité d'un P300-Speller, au-delà de la notion de précision ou de *bit rate.* D'autres critères, adaptés du *bit rate*, sont parfois utilisés : le taux de symboles corrects par unité de temps qui ne tient pas compte des bonnes sélections du retour arrière car celui-ci n'est pas informatif (Furdea et al., 2009) et le *practical bit rate* qui attribue une pénalité de deux sélections supplémentaires pour chaque erreur (Townsend et al., 2010). Toutefois, ces critères considèrent une situation dans laquelle l'utilisateur voudrait absolument écrire sans la moindre faute, ce qui n'est pas réaliste. Si elles ne gênent pas la compréhension, de rares erreurs peuvent tout à fait être acceptées dans ce type d'ICM. Un critère s'appuyant sur l'intelligibilité du texte écrit reste à mettre au point.

Conclusion chapitre 2

Les ICM utilisant l'onde P300 sont développées pour permettre à des patients paralysés de récupérer un peu d'autonomie. Liée à l'orientation de l'attention, l'onde P300 permet de détecter en temps-réel le choix de l'utilisateur, parmi un grand nombre d'alternatives. Le P300-Speller est la première ICM s'appuyant sur ce principe à avoir vu le jour. Elle permet d'écrire des mots en s'appuyant uniquement sur l'activité cérébrale. Bien que de nombreuses évolutions aient été apportées depuis sa création, cette ICM — comme toutes les autres — reste imparfaite. Toutefois, diverses perspectives d'améliorations peuvent encore être explorées, concernant notamment la compréhension des signaux utilisés et de leurs modulations. En effet, ces signaux sont susceptibles d'évoluer au cours du temps, que ce soit du fait d'un apprentissage, d'une modulation de l'état de d'attention ou de vigilance ou encore de la motivation de l'utilisateur. L'implémentation d'une adaptation continue de l'ordinateur aux signaux cérébraux, et l'étude de l'adaptation simultanée du comportement de l'utilisateur est nécessaire pour appréhender véritablement les ICM comme un système global et dynamique, et ainsi en améliorer encore les performances.

Chapitre 3 :

Coadaptation cerveau-machine

Une interface cerveau-machine peut être perçue comme un système dynamique composé de deux agents. Le caractère dynamique de ce système provient, à minima, du caractère évolutif de l'activité cérébrale. Cette évolution peut être positive, notamment lorsqu'elle est la conséquence d'une adaptation à un nouvel environnement ou de l'apprentissage lié à la prise en main d'un nouvel outil, phénomène qu'on peut supposer prégnant dans les interfaces cerveau-machine. Toutefois il peut aussi y avoir des évolutions négatives ou délétères pour les performances de l'interaction cerveau-machine, comme les effets de la fatigue sur la commande cérébrale. Quoi qu'il en soit, ces évolutions, qu'elles soient souhaitables ou non, sont inévitables et appellent en réponse une adaptation de la machine, capable de favoriser ou de maintenir, voire d'accélérer la coopération entre les deux agents et ainsi d'optimiser l'interaction (Mattout, 2012). C'est tout l'enjeu de la coadaptation cerveau-machine et de l'objectif du projet ANR CoAdapt dont cette thèse est partie prenante. Dans ce chapitre, nous abordons différentes modifications du comportement de l'utilisateur à l'origine de modulations neurophysiologiques, ainsi que les méthodes envisageables pour que l'ordinateur s'adapte à ces modulations, afin d'optimiser l'interaction entre cerveau et machine.

1. Modification du comportement de l'utilisateur

Les modulations cérébrales enregistrées au cours du temps se traduisent par des modulations comportementales. On peut distinguer des modulations attentionnelles liées à une modulation de l'état de vigilance ou de la motivation, et des modulations liées à un apprentissage.

1.1. Modulations attentionnelles

L'onde P300 est une réponse physiologique, le plus souvent associée à une orientation de l'attention engendrée par un évènement extérieur. Cette réponse est observable quelle que soit la modalité sensorielle utilisée pour la stimulation. Par ailleurs, l'onde P300 est plus ample lorsque le sujet a pour consigne de se concentrer sur les stimuli rares comme les sons déviants dans une séquence auditive (Becker and Shapiro 1980). Il a aussi été montré que les patients qui souffrent de troubles attentionnels présentent un déficit de production de la P300 (Szuromi et al., 2011).
Ainsi, dans le domaine visuel et plus particulièrement celui du P300-Speller, une baisse du niveau attentionnel de l'utilisateur sera logiquement associée à une diminution de l'amplitude des P300, et de fait, à une baisse de performance due à une plus grande difficulté pour la machine à discriminer stimuli cibles et non-cibles. Il a notamment été montré qu'un entrainement attentionnel par méditation conduisait à de meilleures performances dans l'utilisation du P300-Speller (Lakey et al., 2011) et que cette amélioration était associée à une P300 de plus grande amplitude.
Les modulations dites attentionnelles peuvent avoir plusieurs origines. Entre autres, elles peuvent être liées à une modulation motivationnelle ou à une modulation de l'état de vigilance.

- Modulation de l'état de vigilance

La fatigue mentale, associée à une baisse de vigilance voire à une somnolence est difficile à évaluer. D'un point de vue comportemental, elle se traduit essentiellement par une baisse de performance et une augmentation des temps de réaction. Elle peut également être rapportée à travers des questionnaires, mais ces derniers sont par définition très subjectifs et il a été montré qu'un sujet est rarement en mesure d'évaluer correctement son état de fatigue et la dégradation probable de performance qui y est associée (Philip et al., 2003).
D'un point de vue physiologique, la baisse de vigilance est souvent associée à une augmentation du nombre de clignements de paupières (Fukui and Morioka, 1971; Stern et al., 1994) ainsi qu'à la raréfaction du nombre et de la vitesse des mouvements oculaires (Schmidt et al., 1979; Hirvonen et al., 2010), traduisant une diminution de l'exploration de l'environnement. Le diamètre de la pupille et le rythme cardiaque sont aussi des mesures périphériques qui permettent d'évaluer l'équilibre entre les systèmes ortho et parasympathiques, qui régulent les activités végétatives de l'organisme. L'augmentation de la fréquence cardiaque et la diminution de sa variabilité (Strasser, 1974; Tsuchida et al., 2009; Fogt et al., 2011), ainsi que l'augmentation du diamètre de la pupille (Yoss et al., 1970) révèlent un avantage du tonus orthosympathique sur le tonus parasympathique, signe de charge mentale importante associée à la fatigue. La variabilité de la fréquence cardiaque est d'ailleurs corrélée positivement aux performances au P300-Speller (Kaufmann et al., 2012a). Enfin, une faible concentration salivaire en cortisol et une diminution de la production de cette hormone est également un bon indicateur de fatigue (Tops et al., 2006; Kumari et al., 2009).

D'un point de vue électrophysiologique, le rythme alpha est certainement le meilleur marqueur de la fatigue mentale. Au fur et à mesure d'une tâche, le rythme alpha ralentit, alors que sa puissance augmente (Boksem et al., 2005). De même, la puissance de l'activité dans la bande de fréquence thêta augmente avec la fatigue (Cajochen et al., 1995). Concernant les activités évoquées, il semble

qu'une diminution de la vigilance soit associée à une diminution de l'amplitude des potentiels évoqués et à une augmentation de leur latence (Lorist et al., 2000; Kremlacek et al., 2007). L'onde P300 notamment s'est révélée moins ample et moins précoce après une privation de sommeil (Humphrey et al., 1994).

- Modulations motivationnelles

Dans le domaine des ICM comme dans beaucoup de domaines, la motivation est un élément clé de la réussite. Une interface stimulante permettra un contrôle plus efficace de l'ICM par l'utilisateur (Leeb et al., 2007b). Dans une expérience utilisant le P300-Speller, il a été démontré que l'onde P300 est modulée par les variations motivationnelles (Figure 42). En effet, les participants qui recevaient une récompense financière à chaque lettre correctement épelée ont généré des P300 plus amples que les participants ne recevant pas de récompense (Kleih et al., 2010). L'amplitude de la P300 était également corrélée à l'auto-évaluation de la motivation des participants sur une échelle de 1 à 10.
Pour évaluer la motivation, des questionnaires existent. Le questionnaire QCM (pour *Questionnaire for current motivation*) évalue la motivation à travers diverses questions (Rheinberg et al., 2001). Ce questionnaire a été adapté au domaine des ICM (Nijboer et al., 2008a). Le questionnaire comprend dix-huit affirmations réparties en quatre sous-parties que sont la peur de l'incompétence, la confiance en soi concernant la tâche à venir, l'intérêt pour la tâche et le caractère stimulant de la tâche. L'accord avec chacun des items doit être évalué sur une échelle de 1 à 7. Dans une étude chez six patients souffrant de SLA, il a été montré que la performance dans une tâche d'ICM (P300-Speller ou imagerie motrice) était corrélée à travers les sessions à un aspect motivationnel pour la moitié d'entre eux (Nijboer et al., 2010).

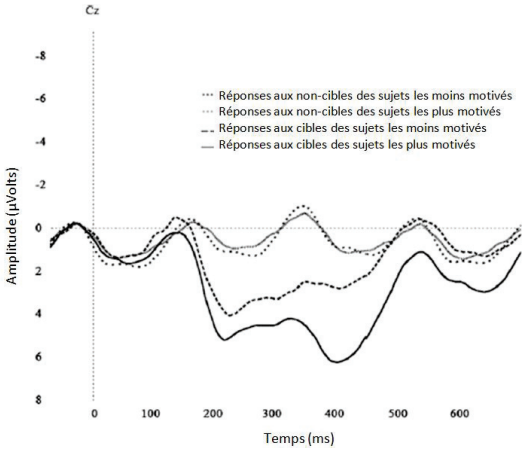


Figure 42 : Réponses évoquées par les stimuli cibles (traits noirs) et les non-cibles (traits gris) pour des sujets très motivés (traits pleins) et pour des sujets peu motivés (traits pointillés). Figure adaptée de Kleih et al. (2010).

1.2. Modulations du fait d'un apprentissage

De façon générale, l'apprentissage ou l'adaptation à un nouvel environnement ou à un nouvel outil se traduit par une modification de l'activité cérébrale (Gruber et al., 2002; Wang and Bingo, 2010). Pour certaines ICM, un long apprentissage de plusieurs heures est nécessaire avant de pouvoir contrôler l'interface. C'est le cas souvent pour les ICM non-invasives s'appuyant sur les rythmes associés à une imagerie mentale motrice (Vidaurre and Blankertz, 2010). Dans ce cas précis, le feedback est essentiel car il permet à l'utilisateur de savoir s'il réalise correctement la tâche ou non. En revanche très peu d'indications peuvent être fournies pour guider l'utilisateur dans son apprentissage et lui suggérer une stratégie pour réussir à produire une meilleure commande

cérébrale. Malgré tout, au fur et à mesure des séances, la majorité des utilisateurs apprendront à contrôler de mieux en mieux leurs rythmes cérébraux (Dempster and Vernon, 2009).
L'onde P300 étant une réponse automatique, elle ne nécessite pas d'apprentissage de la part de l'utilisateur. Néanmoins, des observations qualitatives nous laissent penser que dans une certaine mesure, un apprentissage de l'état mental optimal permettant d'évoquer des réponses aux stimuli cibles et non-cibles les plus distinctes possibles peut avoir lieu. En effet, certains de nos sujets ayant participé à plusieurs démonstrations ou études pilotes réussissaient à s'améliorer tout en rapportant avoir optimisé leur effort mental, notamment pour réduire l'influence des distractions (les stimulations non-cibles, voire les bruits environnants). Ces mêmes sujets se sont aussi montrés capables de déterminer, avant même l'arrivée du feedback, si celui-ci serait correct ou non. Si apprentissage il y a, il a nécessairement lieu suite au feedback, lequel informe l'utilisateur de la décision de l'ordinateur, et permet à l'utilisateur de comparer le résultat réel à sa prédiction.

2. Adaptation de l'ordinateur

Comme dans de nombreuses situations où l'individu perçoit son environnement et agit en conséquence de façon à modifier sa perception et éventuellement ses actions, les utilisateurs d'une ICM produisent une activité cérébrale (action), reçoivent un feedback (perception), et adaptent en retour leurs comportements si besoin (apprentissage). L'ordinateur ou la machine, autrement dit l'autre agent de cette interaction, pourrait fonctionner en miroir, selon le même principe : percevoir l'activité cérébrale de l'utilisateur, prendre une ou plusieurs décisions à partir de ses observations puis émettre un feedback (action). Mais l'ordinateur pourrait également apprendre et adapter aussi bien la sélection des observations (le choix du marqueur physiologique, i.e. sa perception) que ses décisions ou actions. Cela est d'autant plus souhaitable que le comportement de l'utilisateur est en constante évolution et que certains de ces changements peuvent requérir une optimisation de la part de la machine pour conserver une interaction fructueuse ou l'améliorer.

2.1. Perception adaptative

Une perception adaptative ou un apprentissage perceptif de la part de la machine signifie l'utilisation d'observations successives, non seulement pour prendre une décision quasi-immédiate, mais aussi pour enrichir sa connaissance sur la nature et la variabilité des réponses cérébrales du sujet, ce qui conditionnera les décisions futures.
Un premier type d'approche pour mettre en œuvre une telle adaptation est celle de l'apprentissage par renforcement. Par exemple, ce dernier peut être utilisé pour affiner sa connaissance des caractéristiques des différentes classes qui doivent être discriminées. Toute la difficulté provient de l'existence et de la fiabilité du signal de renforcement qui ne peut être fourni que par l'utilisateur de l'ICM. L'efficacité de l'apprentissage en dépend étroitement. En effet, alors que dans la phase d'étalonnage le classifieur connait la classe à laquelle appartient chaque observation, continuer d'apprendre pendant la période de test nécessite une récompense ou une punition qui vienne renforcer ou contredire la dernière décision. Ce signal peut être plus ou moins informatif. Ainsi dans l'exemple du P300-Speller, il peut être simplement binaire (correct/incorrect) ou indiquer précisément en cas d'erreur la lettre qui aurait dû être sélectionnée. Dans la méthode proposée par l'équipe d'Emmanuel Daucé, cette information est fournie par les signaux d'erreurs (Rachez et al., 2011). En effet, lorsque la lettre choisie par le classifieur est visualisée par l'utilisateur, les signaux EEG sont différents selon que cette lettre est conforme ou non aux attentes de l'utilisateur[56]. Si ces signaux ou réponses aux feedbacks pouvaient être détectés et interprétés de manière efficace, ils

[56] Les signaux évoqués par le feedback sont développés dans le chapitre 4, section 2.

fourniraient un excellent signal de renforcement utilisable par la machine pour apprendre de ses erreurs. Les mêmes auteurs ont montré que l'apprentissage adaptatif en complément d'une courte phase d'étalonnage permettait d'améliorer les performances du P300-Speller, dès lors que le taux de bonne classification des réponses aux feedback dépasse 70% (Daucé et al., In preparation).

2.2. Action adaptative

En termes d'action, plusieurs mécanismes adaptatifs ont déjà été proposés. Tout d'abord, la durée de l'étalonnage peut être adaptative. Rivet et al. (2011) ont proposé un algorithme adaptatif qui a pour objectif de trouver le nombre d'items optimal permettant le calcul du filtre spatial et des paramètres du classifieur. Cet algorithme considère que l'information accumulée est suffisante dès lors que l'ajout d'un nouvel item n'augmente pas significativement la précision de la décision. La précision de la décision peut être estimée à partir des caractéristiques calculées pour chacune des classes à un instant donné. Lorsque l'écart entre la précision estimée après *i* items et la précision estimée après *i+1* items passe en dessous d'un certain seuil fixé par l'expérimentateur, l'ordinateur prend la décision de mettre fin à la phase d'étalonnage et de commencer la phase de test.
Toujours concernant le P300-Speller, une autre décision qu'il serait très intéressant de rendre adaptative, est celle du nombre de flashs utilisés pour chaque item. En effet, alors que les ICM sont généralement évaluées en termes de rapport précision sur temps (via le *bit rate*), la grande majorité des études s'ingénie à optimiser le taux de classification pour un temps donné. Pourtant, c'est bien le rapport entre les deux qui est crucial : une ICM très précise mais très lente ne sera pas plus intéressante qu'une ICM très rapide mais très imprécise. Le compromis entre ces deux notions doit être trouvé, et surtout doit être adapté à chaque individu. Certains auteurs adaptent le nombre de répétitions à chaque individu en début d'expérience, grâce aux données d'étalonnage (Townsend et al., 2010; Spuler et al., 2012). Néanmoins, ce nombre de répétitions reste ensuite fixe tout au long de l'expérience, alors que le niveau attentionnel de l'utilisateur lui, est susceptible de fluctuer. Il serait très intéressant de pouvoir adapter la stimulation en fonction du niveau attentionnel. L'ordinateur pourrait ainsi interrompre les flashs plus tôt lorsque l'utilisateur est extrêmement concentré, et inversement donner la possibilité au système de flasher plus longtemps lorsque cela est nécessaire. Pour une durée moyenne de stimulations équivalente, la précision devrait en être améliorée par rapport à une approche classique, à durée de stimulation fixe. Quelques études se sont intéressées à cette question. Le principe est généralement le même : un critère reflétant l'information accumulée est calculé, et est comparé à un seuil. Lorsque l'information absolue dépasse le seuil fixé par l'expérimentateur, la décision d'arrêter les flashs est prise, et l'item sélectionné par le classifieur apparait à l'écran. Toute la difficulté de cette méthode est de définir le critère d'information le plus pertinent. Dans la méthode proposée par Serby et al. (2005), le critère utilise les valeurs de vraisemblance associées à chaque lettre en sortie du classifieur. Le critère correspond à la différence entre les deux valeurs les plus élevées. Lorsque les valeurs sont suffisamment éloignées l'une de l'autre, la décision est prise. S'appuyant sur un principe assez proche, la méthode proposée par Lenhardt et al. (2008) utilise un paramètre oscillant entre zéro et un, reflétant l'homogénéité des scores associés à chaque item à la sortie du classifieur LDA. De manière schématique, cet indice est égal à zéro lorsque les scores sont tous égaux, c'est-à-dire lorsque le classifieur ne dispose d'aucune information, et sera égal à un lorsque le classifieur sera certain de son choix. Enfin, un critère assez différent a été choisi par Christa Neuper et son équipe (Jin et al., 2011a). Dans leur étude, le seuil concerne le nombre de fois successives que la même lettre est choisie par le classifieur.
De manière intéressante, l'étude de Serby et al (2005) propose de flasher uniquement les lignes jusqu'à ce qu'une décision sur celles-ci soit prise, puis de flasher ensuite les colonnes. Cela s'approche d'un flashage adaptatif qualitatif, en opposition aux méthodes de flashage adaptatif quantitatives décrites ci-dessus. Dans un flashage adaptatif qualitatif, les lettres flashées seraient choisies en temps-réel, en fonction de l'information recueillie. Par exemple, si le classifieur n'hésite plus qu'entre deux lettres, le stimulateur pourrait imposer que ces deux lettres soient flashées dans

des groupes différents. Dans l'exemple du P300-Speller, ce type d'action adaptative est délicat à mettre au point car les flashs sont très rapides, et une fenêtre temporelle de 500 à 800 ms après chaque flash est nécessaire pour extraire l'information pertinente. Par conséquent, la décision adaptative en cours de flashage ne peut se baser sur l'information produite par l'intégralité des flashs produits jusque là. À un instant donné, les quelques flashs précédents cet instant (2 à 6 flashs environ) ne peuvent pas être pris en compte car la fenêtre temporelle recueillant l'activité évoquée par ces flashs n'est pas encore entièrement écoulée.

Néanmoins, ce type de décision adaptative peut être utilisé dans d'autres ICM pour lesquelles les stimulations ne sont pas si proches les unes des autres. Dans un protocole d'imagerie motrice par exemple, ce principe peut être utilisé lors de la phase de calibration pour sélectionner les tâches d'imagerie motrice les plus pertinentes (Fruitet et al., 2012). Un algorithme de bandits peut permettre de prendre ce type de décision. En fonction du nombre de fois qu'une classe a déjà été testée, et de l'information que ces observations ont fourni, l'algorithme sélectionne automatiquement la classe suivante pour permettre une discrimination la plus rapide et la plus efficace possible. Lorsqu'une classe parait trop peu compétitive, elle est abandonnée. Ce fonctionnement opère jusqu'à obtention du nombre de classes souhaité (Fruitet et al., 2012).

Conclusion chapitre 3

Les modulations de l'activité cérébrale sont inéluctables. La vigilance et la motivation ne peuvent pas être maintenues tout au long d'une tâche longue et nécessitant un effort de concentration important. De plus, l'apprentissage de l'interaction avec la machine conduit lui aussi à des modifications de l'activité cérébrale. Ainsi, pour une interaction optimale, la machine doit être capable de s'adapter à ces diverses modulations. Plusieurs types d'adaptation sont envisageables. La perception des signaux peut être adaptative, ce qui équivaut à un étalonnage continu, tout au long de l'expérimentation, des caractéristiques des différentes classes. D'autre part, l'action de la machine peut également être adaptée. La durée de l'étalonnage, le nombre de flashs proposés pour chaque lettre et le type de flashs sont des variables qu'il est envisageable d'optimiser au cours du temps.

Chapitre 4 :

Les signaux d'erreur

En électrophysiologie, il existe des réponses évoquées caractéristiques d'une erreur, autrement dit qui distinguent une action correcte d'une action incorrecte. Ces réponses sont observables au moment même de l'action effectuée par un sujet ou en lien avec l'apparition du feedback sur l'action précédemment exécutée. Ce chapitre décrit brièvement ces différents types de réponses pour en détailler ensuite leurs possibles utilisations dans le cadre des ICM.

1. Signaux synchrones avec la réponse

On peut distinguer deux ondes cérébrales distinctes en réponse à la production d'une erreur. Les protocoles classiquement utilisés pour évoquer ces deux ondes sont des variantes de la tâche de go/no-go (Simson et al., 1977), du *stroop*[57] (Stroop, 1935), et de la tâche de *Eriksen flanker*[58] (Eriksen and Eriksen, 1974). Ces trois tâches sont des tâches très simples que le sujet doit effectuer le plus rapidement possible. La pression temporelle entraine la production d'erreurs, qui sont généralement détectées automatiquement par le sujet. Les erreurs sont facilitées par un indice incongruent (les *flankers* dans la tâche de Eriksen ou le mot écrit dans le *stroop*) qui entre en compétition avec la réponse correcte.

1.1. Négativité d'erreur

La négativité d'erreur a été découverte au début des années 1990, simultanément par une équipe allemande qui la dénomma Ne (Falkenstein et al., 1991) et par une équipe américaine qui l'appela ERN pour *Error-related negativity* (Gehring et al., 1993). Calée sur une réponse motrice associée à une erreur, cette onde atteint un pic autour de 50 ms mais est initiée avant la réponse motrice (Figure 43). L'ERN a été associée à des réponses incorrectes de la main, du doigt (Falkenstein et al., 2000), du pied (Holroyd et al., 1998) et même des yeux (Nieuwenhuis et al., 2001) ou de la voix (Masaki et al., 2001), en lien avec des tâches visuelles ou auditives (Falkenstein et al., 2000), suggérant un mécanisme central et générique, indépendant du type de réponse ou de l'effecteur impliqué. Son amplitude est modulée par divers facteurs. Plus ample chez les personnes particulièrement anxieuses (Olvet and Hajcak, 2009), elle est réduite chez les patients schizophrènes (Kim et al., 2006). Son amplitude dépend également de l'objectif poursuivi par le sujet et de sa motivation : elle est plus ample lorsque la consigne mentionne explicitement que le but est d'être le plus précis possible et non le plus rapide (Gentsch et al., 2009), et lorsque des récompenses monétaires sont associées aux réponses correctes (Pailing and Segalowitz, 2004; Hajcak et al., 2005b). Il a également été montré que l'amplitude de l'ERN reflète la surprise ou l'erreur de prédiction : plus les erreurs sont rares, plus l'ERN est grande (Holroyd et al., 2003). De manière intéressante, il n'est pas nécessaire au sujet d'être conscient de son erreur pour évoquer une ERN (Nieuwenhuis et al., 2001; Eppinger et al., 2008).

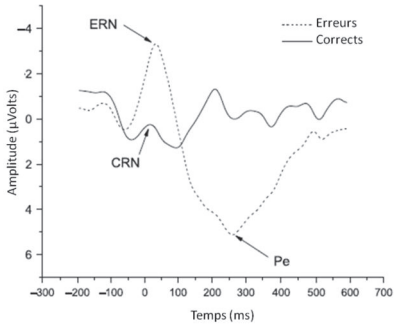


Figure 43 : Réponses moyennes synchronisées avec une réponse motrice pour les essais corrects (trait plein) et incorrects (trait pointillé). Figure adaptée de Simons (2010).

[57] Voir note n°25, p.45.

[58] La tâche de Eriksen flanker évalue les facultés d'inhibition. Elle consiste à présenter un item (la lettre S par exemple) entouré par une série d'items identiques ou non (typiquement on présentera HHHSHHH ou SSSSSSS), et à demander au participant de juger le plus rapidement possible l'item central. L'action a réalisée sera différente selon la nature de l'item central. Par exemple, il faudra cliquer à gauche si la cible est la lettre S et à droite si la cible est la lettre H. Il est évidemment plus simple de détecter la lettre S lorsque celle-ci est entourée de S que lorsqu'elle est entourée de H.

L'ERN est caractérisée par une distribution fronto-centrale, et le cortex cingulaire antérieur (ACC) est fortement suspecté d'être son générateur cérébral. Des arguments provenant d'études en EEG (Van Veen and Carter, 2002; Roger et al., 2010), en MEG (Miltner et al., 2003) et en IRMf (Laurens et al., 2003) soutiennent cette hypothèse. Néanmoins, un générateur dans l'aire motrice supplémentaire (Ullsperger and von Cramon, 2001) ou dans le cortex cingulaire postérieur (Agam et al., 2011), structures très proches spatialement de l'ACC, a également été suggéré.
A l'origine associée à un mécanisme de détection d'erreur, la fonction de l'ERN a largement été débattue, suite à la découverte de la CRN (pour *Correct-related negativity*), une onde négative moins ample mais de même topographie et de même latence, produite lors d'une ébauche d'erreur[59] et lors de réponses correctes (Vidal et al., 2000) (Figure 43). Il semble également que cette onde trouve son origine dans la même région cérébrale que l'ERN (Roger et al., 2010). Tandis que certains chercheurs maintiennent que l'ERN est générée en réponse aux erreurs (Coles et al., 2001), d'autres pensent que l'ERN reflète un processus de comparaison (Falkenstein et al., 2000; Burle et al., 2008) ou un système de surveillance des conflits (Botvinick et al., 2004), et ne serait donc pas spécifique des erreurs. L'ERN et la CRN ne formeraient qu'une seule et même réponse dont l'amplitude serait modulée selon la situation, possiblement via des afférences dopaminergiques (Roger et al., 2010). Par ailleurs, de nouveaux modèles suggèrent que l'ERN pourrait refléter la valeur motivationnelle de la tâche (Hajcak et al., 2005b), ou encore la réaction émotionnelle liée à la production d'une erreur (Inzlicht and Al-Khindi, 2012).

1.2. Positivité d'erreur

Maximale autour de 300 ms, la positivité d'erreur ou Pe suit l'ERN (Figure 43). De distribution centro-pariétale, elle est associée à des générateurs dans le cortex cingulaire postérieur (Vocat et al., 2008), et dans le cortex cingulaire antérieur rostral (Van Veen and Carter, 2002; Herrmann et al., 2004). La différence de localisation de l'ERN et de la Pe incite à penser que ces deux ondes sont liées à des mécanismes différents de traitement des erreurs (Herrmann et al., 2004; Tanaka, 2009). Une implication dans le traitement conscient des erreurs est probable, puisque la Pe n'est évoquée que lorsque l'erreur a été perçue consciemment par le sujet (Nieuwenhuis et al., 2001). D'autre part, la Pe s'est avérée être plus ample chez les sujets particulièrement sensibles aux récompenses (Unger et al., 2012).

2. Signaux synchrones avec le feedback

Le décours temporel des signaux synchronisés avec le feedback est assez semblable à celui des signaux synchronisés avec la réponse motrice, mais décalé dans le temps (i.e. de latence plus grande). On observe tout d'abord une négativité, suivie d'une onde positive de type P300.

2.1. Négativité de feedback incorrect

La FRN (pour *Feedback-related negativity*) ou fERN (pour *Feedback error-related negativity*) est évoquée par un feedback lié à une réponse incorrecte (Miltner, 1997), ou à une perte monétaire (Yeung and Sanfey, 2004). De distribution fronto-centrale, elle est maximale en FCz environ 250 ms après l'apparition du feedback (Miltner, 1997). Cette onde est souvent représentée sous la forme de la différence entre les réponses moyennes aux feedbacks incorrects et corrects.

[59] Une ébauche d'erreur consiste en une réponse correcte faisant suite à un début d'activité au niveau des muscles associés à une réponse incorrecte.

De nombreux paramètres ont été testés pour affiner la compréhension du mécanisme à l'origine de cette onde. Concernant le feedback lui-même, sa nature physique (auditif, visuel…)(Miltner, 1997) et la magnitude de l'erreur ou de la perte monétaire (Gehring and Willoughby, 2002; Yeung and Sanfey, 2004; Hajcak et al., 2006) n'influencent pas l'amplitude de la FRN. En revanche, la valence du feedback est cruciale, puisque la FRN est uniquement associée à un feedback négatif, ou plutôt au plus mauvais des feedbacks. En effet, la FRN peut être associée à un feedback neutre (un gain nul), si celui-ci représente le pire résultat que le sujet puisse obtenir (Holroyd et al., 2004; Hajcak et al., 2006; Holroyd et al., 2006). La FRN serait ainsi le reflet d'un but non atteint par le sujet. Quant à l'information fournie par le feedback, elle peut faire varier la FRN : si le feedback est très informatif, la FRN est d'amplitude moindre (Mars et al., 2004).
Certains aspects du protocole peuvent également influencer la FRN. Notamment, la FRN est réduite lorsque le nombre d'erreurs est très important (Falkenstein et al., 2000; Holroyd and Coles, 2002), bien qu'elle soit toujours présente (Holroyd et al., 2004). De même, bien que la présence d'une réponse motrice semble amplifier la FRN, celle-ci peut être évoquée en absence de réponse motrice et de choix actif (Yeung et al., 2005).
Réduite par l'âge (Eppinger et al., 2008; Mathewson et al., 2008; Pietschmann et al., 2008) et amplifiée chez les personnes ayant un affect négatif (Sato et al., 2005) ou étant particulièrement sensibles aux punitions (Unger et al., 2012), la FRN est fortement sujet-dépendante. Elle est également modulée par la manière dont le sujet appréhende la tâche. Par exemple, l'amplitude de la FRN est corrélée à la motivation du sujet (Yeung et al., 2005), et dépend de sa stratégie. Elle est notamment plus ample juste avant un changement de stratégie (Yasuda et al., 2004; Cohen and Ranganath, 2007).

La différence entre les réponses aux feedbacks incorrects et les réponses aux feedbacks corrects est également amplifiée par un feedback inattendu. L'exemple extrême est l'utilisation d'une tâche du type de celles choisies pour évoquer une ERN, dans laquelle le sujet fait des erreurs de rapidité, et est conscient de ses erreurs. Dans ce cas, le feedback ne sera pas informatif, et la FRN sera extrêmement réduite (Holroyd and Coles, 2002; Nieuwenhuis et al., 2002). Cet effet explique la modulation de la FRN par le taux d'erreurs : lorsque le sujet est habitué à percevoir un taux très important d'erreur, il n'est plus surpris lorsque celles-ci se produisent et la FRN est réduite en amplitude. La modulation de la difficulté de la tâche — autrement dit du nombre d'erreurs — ou de la probabilité de gain a été utilisée pour étudier cet effet de l'erreur de prédiction sur la FRN. Ces études révèlent que l'amplitude de la FRN semble refléter directement l'erreur de prédiction (Butterfield and Mangels, 2003; Yasuda et al., 2004; Hajcak et al., 2007; Holroyd and Krigolson, 2007; Bellebaum and Daum, 2008; Holroyd and Coles, 2008; Holroyd et al., 2009; Pfabigan et al., 2011).

Néanmoins, cette modulation d'amplitude semble être due essentiellement à une augmentation de l'amplitude de l'onde positive observée pour des réponses correctes, à la latence de la FRN (Eppinger et al., 2008). Baptisée FCRP pour *Feedback correct-related positivity* (Holroyd et al., 2008), cette onde a été décrite dans un article s'interrogeant sur la similitude entre la FRN et la N200, une onde observée typiquement dans les paradigmes *oddball* lors de la détection d'une inadéquation (Towey et al, 1980), précédent la P300 (Donchin and Coles, 1988). L'amplitude de la N200 est elle aussi inversement proportionnelle à la fréquence des stimuli déviants, et les décours temporels de la N200 et de la FRN sont très semblables. Les auteurs s'interrogeaient alors sur l'existence d'une onde unique reflétant l'erreur de prédiction. Pour tester cette hypothèse, ils ont réalisé deux protocoles différents chez les mêmes personnes : l'un évoquant classiquement une N200 (paradigme *oddball*), et l'autre cherchant à évoquer une FRN (prédiction de la durée d'une seconde[60]). Les résultats ont

[60] Dans ce type de protocole, les participants entendent des sons. Il leur est demandé de cliquer sur un bouton lorsqu'ils estiment qu'une seconde s'est écoulée depuis le son. Un feedback est ensuite fourni au participant, lui permettant de savoir s'il a réussi à évaluer la durée d'une seconde ou s'il a échoué. Ce protocole permet de

montré un décours temporel et une topographie similaires pour la FRN et la N200, confortant l'hypothèse d'un unique phénomène (Figure 44). Le problème se pose alors de l'absence de FRN/N200 lors d'un feedback correct rare. L'hypothèse proposée à l'époque par Holroyd et al. (2008) est la suivante : lors d'un feedback positif, une FRN/N200 est également produite, mais celle-ci est masquée par la production simultanée d'une onde positive, la FCRP (Figure 44). Ceci étant dit, la même équipe a montré depuis que la N200 et la FRN étaient modulées différemment dans certaines conditions (Warren and Holroyd, 2012). Notamment, la FRN serait plus ample dans le cas d'un apprentissage actif que dans le cas d'un apprentissage passif, alors que la N200 présente le comportement inverse. Ces résultats suggèrent une différenciation entre deux processus cognitifs, l'un dédié à la gestion de conflits (la N200) et l'autre reflétant plutôt un apprentissage par renforcement (la FRN).

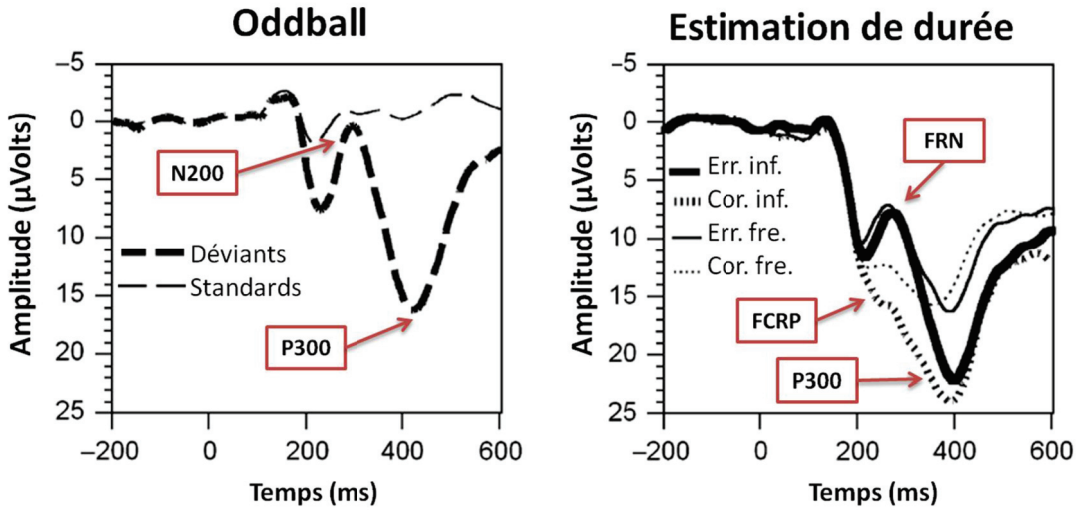


Figure 44 : Potentiels évoqués moyens en réponse à un stimulus visuel cible (déviant) ou non cible (standard), et à des feedbacks signifiant une erreur (err.) ou une réponse correcte (corr.) fréquente (fre.) ou non fréquente (inf.). Figures adaptées de Holroyd et al. (2008).

Beaucoup d'études se sont intéressées à la localisation de la différence entre FRN et FCRP. La plupart utilisent l'EEG et la méthode de reconstruction de sources LORETA[61]. Plusieurs de ces études vont dans le sens d'une localisation de la différence des réponses entre feedbacks positif et négatif dans l'ACC ou dans l'aire motrice supplémentaire (Miltner, 1997; Bellebaum and Daum, 2008; Ferrez and Millan Jdel, 2008a; Mathewson et al., 2008), autrement dit dans des régions identiques à celles que l'on suppose impliquées dans la production de l'ERN. Certaines études trouvent également des sources dans le gyrus temporal supérieur et dans le gyrus fusiforme (De Pascalis et al., 2010), dans le gyrus frontal supérieur, le gyrus temporal inferieur et le lobe temporal dorsal droit (Bellebaum and Daum, 2008) ou dans le putamen (Foti et al., 2011). Une étude en MEG a également trouvé une implication du cortex cingulaire dans la réponse au feedback (Donamayor et al., 2011), ce qui est d'ailleurs cohérent avec des études en SEEG (Knutson et al., 2000; Wrase et al., 2007) ou en IRMf (Knutson et al., 2000; Wrase et al., 2007) rapportant une activité dans l'ACC en réponse à un feeedback synonyme d'erreur.

Cette localisation probablement commune des sources de l'ERN et de la FRN, ainsi que l'étroite similitude de ces deux ondes au niveau du scalp suggèrent qu'elles reflèteraient un même et unique mécanisme de détection des erreurs. Toutefois, cette hypothèse est remise en question par

moduler le nombre d'erreurs en adaptant le seuil d'acceptation de la réponse (± *x* ms par rapport au timing précis de la seconde).

[61] Les méthodes de reconstruction de sources sont exposées dans le chapitre 6, section 2.2.

Eppinger et al. (2008), qui a observé une diminution de la FRN chez les sujets âgés, mais pas de diminution de l'ERN, ce qu'il interprète comme la preuve de deux mécanismes au moins partiellement différents.

L'implication probable de l'ACC, associée à l'influence de l'erreur de prédiction sur l'amplitude des réponses aux erreurs (ERN et FRN) a donné lieu à la théorie d'apprentissage par renforcement des ondes d'erreur (pour une revue, voir Nieuwenhuis et al., 2004). Cette théorie s'appuie sur l'observation que l'erreur de prédiction associée à des récompenses négatives et positives est codée respectivement par une diminution et une augmentation de l'activité du système dopaminergique (pour une revue, voir Schultz, 2002). Ces variations de dopamine influencent différentes régions du cerveau, dont l'ACC, qui utiliseraient ce signal pour renforcer positivement ou négativement le comportement et les systèmes moteurs impliqués dans l'action à l'origine de la réception du feedback (Holroyd and Coles, 2002).

2.2. P300

L'onde P300 suit la FRN/FCRP (Figure 44). Alors que la modulation de l'amplitude de la P300 par la magnitude du feedback est claire (Yeung and Sanfey, 2004; Sato et al., 2005), l'influence de la valence du feedback est très controversée. Selon les études, la P300 est indépendante de la valence du feedback (Yeung and Sanfey, 2004; Sato et al., 2005), est plus ample pour les feedbacks positifs (Holroyd et al., 2004; Hajcak et al., 2005a; Hajcak et al., 2007; Bellebaum and Daum, 2008) ou plus ample pour les feedbacks négatifs (Mathewson et al., 2008; Balconi and Crivelli, 2010). L'effet de la valence sur la P300 dépend probablement du protocole ou de la manière dont le protocole est perçu par les participants, comme cela a été proposé par certains auteurs. Par exemple, Mathewson et al. (2008) ont proposé que cet effet pourrait dépendre du niveau de contrôle qu'ont les participants sur la tâche, et ainsi de l'importance du feedback dans les mécanismes d'apprentissage. Ils comparaient ces résultats à ceux de Yeung and Sanfey (2004) qui n'observent aucune différence d'amplitude de la P300 liée à la valence du feedback dans un jeu d'argent. Dans ce jeu, le joueur parie sur une cible parmi deux cibles possibles. Dans cinquante pour cent des cas, aucun indice ne permettait de savoir quelle cible serait le choix optimal. Autrement dit, le sujet n'a aucun contrôle sur la tâche, et dans ce cas le feedback ne permet aucun apprentissage. La P300 serait alors une sorte d'index de la saillance d'une erreur (Mathewson et al., 2008). Néanmoins, cette hypothèse est contredite par l'absence de différence d'amplitude entre les P300 évoquées par les feedbacks corrects et incorrects dans l'étude de Bellebaum and Daum (2008), alors que la perception des erreurs était indispensable à la compréhension des règles et à l'amélioration des performances.
De leur côté, Hajcak et al. (2005a) ont proposé que l'amplitude de la P300 puisse dépendre de la perception subjective de la proportion entre feedbacks corrects et incorrects. Il a d'ailleurs été montré que l'amplitude de la P300 augmente également avec l'erreur de prédiction (Horst et al., 1980; Hajcak et al., 2005a; Hajcak et al., 2007; Bellebaum and Daum, 2008; Holroyd et al., 2009; Pfabigan et al., 2011). Enfin, elle semble être aussi corrélée avec une mesure de l'affect positif (Sato et al., 2005).

3. Pourquoi utiliser les signaux de réponses aux feedbacks dans les ICM ?

3.1. Reflet de la satisfaction de l'utilisateur

Les signaux de réponses aux feedbacks, et en particulier la FRN/FCRP sont avant tout le reflet de la satisfaction de l'utilisateur. En effet, une onde négative, la FRN est observée lors d'un feedback non satisfaisant (une erreur ou une perte monétaire), tandis qu'une onde positive, la FCRP, est observée en réponse à un feedback satisfaisant (une réponse correcte ou un gain). Ces signaux d'erreurs intéressent le monde des ICM depuis une dizaine d'année (Schalk et al., 2000; Parra et al., 2003). S'il était possible de classifier ces signaux en temps-réel et en essai unique, les erreurs pourraient être détectées et donc corrigées en temps-réel. De plus, ces signaux pourraient être utilisés comme récompense positive ou négative permettant de mettre au point des méthodes d'apprentissage des signaux cibles et non-cibles (Rachez et al., 2011).
Initiée par des études hors lignes (Ferrez and Millan Jdel, 2007; Ferrez and Millan Jdel, 2008a; Visconti et al., 2008; Chavarriaga et al., 2010; Lopez-Larraz et al., 2010; Kreilinger et al., 2012), l'utilisation des potentiels d'erreur dans les ICM a rapidement été testée dans des protocoles en temps-réel (Ferrez and Millan Jdel, 2008b; Dal Seno et al., 2010a; Schmidt et al., 2012; Spuler et al., 2012)(Tableau 1). Baptisés ErrP (pour *Error potential*) ou *Interaction ErrP* (car la réponse reflète une interaction entre la volonté de l'utilisateur et le comportement de l'ordinateur), les signaux d'erreurs sont généralement considérés dans leur globalité sans distinction entre FRN/FCRP et P300, et représentés sous la forme de la différence entre feedbacks corrects et incorrects. Les études en temps-réel ont pour la plupart testé la détection d'erreur sur un protocole de P300-Speller (Dal Seno et al., 2010a; Schmidt et al., 2012; Spuler et al., 2012), ou plus rarement sur une tâche d'imagerie motrice dont le feedback était fourni de manière discrète (Ferrez and Millan Jdel, 2008b). En effet, ces signaux appartenant à la famille des potentiels évoqués, il est nécessaire que la perception de l'erreur soit synchronisée avec une stimulation à un instant précis. Dans le cas d'une utilisation dans le P300-Speller, lorsqu'une erreur est détectée, la lettre sélectionnée est simplement effacée, et les flashs recommencent alors pour permettre la réécriture de la lettre. Une telle utilisation a permis un gain de plus de 0,5 bits par essai, chez des sujets sains et chez des patients souffrant de SLA (Spuler et al., 2012).
Ce type de système conjuguant une ICM principale (détection de la P300 ou de rythmes moteurs) et une information secondaire (onde d'erreur) est parfois appelé ICM hybride (Millan et al., 2010). Ces systèmes permettent d'améliorer l'efficacité générale de l'ICM principale grâce à l'utilisation d'une information de second niveau (Zander et al., 2009).
L'autre utilisation des signaux d'erreurs consiste à les considérer comme des signaux d'apprentissage par renforcement, pour un apprentissage adaptatif des classes de l'ICM principale (Rachez et al., 2011). Une technique de ce type a été testée en temps-réel sur une interface homme-machine (Ravi kumar et al., 2011). Alors que les mouvements du sujet étaient analysés et classifiés en temps-réel grâce à un électromyogramme pour contrôler un jeu vidéo, les signaux d'erreur permettaient de labéliser les essais au fur et à mesure du jeu. Ces labels étaient utilisés pour ajuster, de manière supervisée, les algorithmes de reconnaissance des gestes. Malgré une classification très imparfaite des signaux d'erreur, leur utilisation a permis d'améliorer la classification des mouvements et ainsi la performance générale du système.

Le principal challenge pour l'utilisation des signaux d'erreur dans les ICM consiste à être capable de classer une réponse évoquée en essai unique avec une exactitude suffisante pour que la correction n'entraine pas une chute de *bit rate*, ou simplement de motivation. En effet, contrairement aux réponses cibles et non-cibles qui sont habituellement classées dans le P300-Speller, les réponses aux

Tableau 1 : Résumé d'une sélection d'études portant sur la classification des feedbacks en essai unique. Les colonnes d'une même couleur sont des études réalisées dans la même équipe de recherche. Les résultats en gras correspondent aux résultats issus d'études pour lesquelles la détection des erreurs a été réalisée en ligne.

1er auteur	Visconti	DalSen	Ferrez (a)	Ferrez	Ferrez (b)	Chavarriaga	Iturrate	Lopez	Kreilinger	Spüler			Schmidt
Année de publication	2008	2010	2008	2007	2008	2010	2010	2010	2012	2012			2012
Tâche	P300-Speller		Clic vers une cible (simulation d'ICM)	Contrôle d'un carré sur un écran par imagerie motrice		Observation d'un jeu de Memory	Observation d'un robot	Estimation de la durée d'une seconde	Contrôle d'un bras robotisé par imagerie motrice	P300-Speller			P300-Speller indépendant de la direction du regard
Nombres de sujets	5	2	5	6	2	6	4	5	10	9	8 sujets âgés	5 patients	11
Electrodes utilisées	Fz, Cz, Pz, Oz		FCz et Cz				Fz, FC_1, FC_2, FCz, Cz, CP_1, CP_2, Cpz		laplacian autour de Cz	16 électrodes			57 électrodes
Fenêtre temporelle	[-100 500] ms		[150-650] ms	[250-400] ms			[200-800] ms	[200-600] ms	[200 400] ms	[100-800] ms			[150-900] ms
Filtrage fréquentiel	1-10 Hz		1-10 Hz				0.5-10 Hz		0,5-10 Hz	0,5-16 Hz			?
Classifieur	LDA appliqué aux coefficients polynomiaux	LDA	mixture de deux gaussiennes				v-SVM avec une fonction de base radiale		LDA	SVM avec une fonction de base radiale			LDA
Nombre d'essais pour l'étalonnage	413 en moyenne	258 ou 374 (pour sujet 1 ou sujet 2)	~1500 sur deux jours (J1 et J2)	~1500	1500x6 sujets : données issues de Ferrez et al, 2007	~2000	200	600	~160	323 en moyenne	274 en moyenne	223 en moyenne	390 en moyenne, dans une tâche différente / 300 en moyenne
% Feedbacks incorrects	17%	25 ou 22%	20% (feedback biaisé)	20% (feedback biaisé)	20% (feedback biaisé)	5 à 33%	50%	50%	27%	~25% (paramètres adaptés à chaque sujet dans ce but)			~15% / ~20% (paramètres adaptés pour avoir 15%)
Type de test	Validation croisée hors ligne	**Test en temps-réel**	Validation croisée et test hors ligne (étalonnage sur J1, test sur J2)	Validation croisée hors ligne	**Test en temps-réel**	Test hors ligne	Validation croisée hors ligne	Validation croisée hors ligne	Validation croisée hors ligne	**Test en temps-réel**			**Test en temps-réel** / **Test en temps-réel**
Spécificité	55 à 91%	**66 ou 69%**	Val-croisée : 83% Test sur J2 : 84%	82%	**82%**	**88%**	82.5%	J1 : 74% J2 : 81%	Détail non précisé, exactitude : 61%	**96%**	**94%**	**91%**	**94%** / **95%**
Sensibilité	46 à 84%	**58 ou 66%**	Val-croisée : 83% Test sur J2 : 79%	76%	**82%**	**75%**	79%	J1 : 79% J2 : 78%		**40%**	**51%**	**35%**	**38%** / **66%**

feedbacks ne peuvent être moyennées à travers plusieurs répétitions afin d'améliorer le rapport signal sur bruit avant que l'ordinateur prenne une décision. Le signal utilisé par le classifieur est donc extrêmement bruité. Dans ce contexte, la classification n'est envisageable que si la réponse unique à un essai correct ou incorrect est clairement identifiable.

Il est d'ailleurs indispensable d'atteindre un certain seuil de précision de classification pour que la correction soit utile. En effet, si le nombre de lettres correctes corrigées de manière erronée est supérieur au nombre de lettres incorrectes corrigées de manière pertinente, le système ne sera pas efficace. Cet indice est appelé la précision. Les résultats sont généralement rapportés en termes de sensibilité (le taux de bonne classification parmi les erreurs), de spécificité (le taux de bonne classification parmi les essais corrects) et d'exactitude (le taux global de bonne classification). Bien que la sensibilité soit importante pour que l'algorithme ait un intérêt, c'est la spécificité qui est particulièrement cruciale. Si le taux de lettres initialement correctes mais malencontreusement classées comme des erreurs — donc supprimées sans raison — est trop important, l'utilisateur sera frustré et démotivé. Dans le but de garder la spécificité maximale, il est possible de biaiser le classifieur vers la classe « correct » au détriment de la classe « erreur » (Schmidt et al., 2012; Spuler et al., 2012).
D'autre part, les nombreux efforts de développements en termes d'interfaces et d'algorithmes ont permis d'atteindre des taux très satisfaisants de classification de la P300. Par conséquent, même si le taux de mauvaise classification des essais corrects est relativement faible, il influencera notablement le résultat final car les essais corrects sont globalement plus nombreux que les erreurs. C'est probablement la raison pour laquelle plusieurs études sur le sujet rapportent un effet plus intéressant de la détection automatique lorsque la classification de la P300 est peu efficace (Visconti et al., 2008; Schmidt et al., 2012).
Enfin, un autre problème de l'utilisation de tels signaux est la durée de l'étalonnage. Comme c'est le cas pour les réponses aux cibles et aux non cibles, les caractéristiques des réponses aux feedbacks corrects et incorrects doivent être connues du classifieur pour que celui-ci soit capable d'attribuer une classe à chaque nouveau signal. Or, contrairement aux signaux cibles et non cibles, les ondes d'erreurs sont relativement longues à produire. Alors qu'une douzaine de réponses aux cibles et non cibles[62] peut être enregistrées en moins de deux secondes, une unique réponse au feedback nécessite plusieurs secondes pour être enregistrée : il faut que le sujet réalise une tâche, dont le résultat est fourni sous la forme d'un feedback. Par conséquent, l'utilisation de ces réponses dans le but de diminuer la durée d'étalonnage de l'onde P300 dans le cas des apprentissages adaptatifs mérite réflexion. L'idéal serait de disposer de caractéristiques globales de ces signaux à travers la population générale, qui puissent être utilisées pour tout individu. Si cette idée est séduisante, il semble malheureusement qu'elle ne soit pas efficace pour une utilisation chez des patients souffrant de SLA (Spuler et al., 2012). Une solution intermédiaire consiste à raccourcir la durée de l'étalonnage en créant une tâche différente de l'ICM, dans laquelle les feedbacks s'enchainent beaucoup plus rapidement (Schmidt et al., 2012). Enfin, une dernière possibilité, qui pourrait se combiner avec la première, consisterait à utiliser une méthode d'apprentissage par renforcement des signaux de réponse aux feedbacks. Dans ce cas, le signal de renforcement permettant de labéliser les réponses aux feedbacks en tant que correctes ou incorrectes pourrait être la sélection sur la matrice du P300-Speller d'un item associé à l'annulation de la lettre précédente.

3.2. Reflet de l'apprentissage

Lors d'une tâche cognitive, le feedback renseigne le sujet sur la qualité de sa réponse, lequel peut adapter son comportement lorsque celle-ci n'est pas satisfaisante. C'est le moment où le sujet peut comparer sa prédiction (« j'ai réussi » / « j'ai échoué ») avec la réalité (bonne réponse / mauvaise

[62] Dix réponses non-cibles pour deux réponses cibles : l'équivalent d'une répétition.

réponse), et ainsi apprendre de ses actions passées pour tenter de minimiser son erreur de prédiction. L'erreur de prédiction, autrement dit la différence entre prédiction et réalité, est en effet un excellent signal d'apprentissage par renforcement. Une erreur de prédiction positive (résultat meilleur que prédiction) viendra renforcer positivement le comportement, tandis qu'une erreur de prédiction négative viendra inhiber le comportement à l'origine de cette observation (Sutton and Barto, 1998).

Des études récentes suggèrent que le cerveau humain, comme certains algorithmes que nous essayons d'implémenter pour les ICM, utiliserait lui-même des stratégies proches d'un apprentissage par renforcement (Dayan and Niv, 2008). Qui plus est, la réponse évoquée par le feedback pourrait être le reflet de la comparaison des prédictions internes avec le retour sensoriel sur l'action qui vient d'être effectuée, autrement dit l'erreur de prédiction (Friston, 2005).

Des études en EEG ont montré que l'amplitude de la FRN était effectivement liée à une modification du comportement post-erreur (Yasuda et al., 2004; Cohen and Ranganath, 2007) : l'amplitude de la FRN après un feedback incorrect pourrait même permettre de prédire le changement de comportement lors de l'essai suivant (Cohen and Ranganath, 2007). Un autre argument allant dans le sens d'un rôle de la FRN dans l'apprentissage par renforcement est le suivant : l'amplitude de cette onde est plus forte pour l'électrode située au-dessus du cortex moteur controlatéral à la main utilisée pour réaliser l'action à l'origine du feedback négatif (Cohen and Ranganath, 2007). La FRN reflèterait ainsi l'inhibition d'un comportement moteur inadapté, directement au niveau du cortex moteur primaire. L'utilisation de modèles d'apprentissage par renforcement appliqués essai par essai aux réponses aux feedbacks permet d'évaluer finement les liens entre ces signaux, l'erreur de prédiction et des mesures comportementales. La puissance enregistrée sur des électrodes frontales dans la bande de fréquence thêta lors de la présentation d'un feedback reflète les erreurs de prédiction négatives et positives, associées à des modifications du comportement notamment en termes de temps de réaction (Cavanagh et al., 2010). De même, il a été montré que l'amplitude de la FRN/FCRP et de la P300 reflèterait respectivement une catégorisation précoce de la valence du feedback, puis une représentation quantitative de la magnitude de l'erreur de prédiction (Philiastides et al., 2010).

Les mécanismes cérébraux produits en réponse à la présentation d'un feedback — reflétés notamment par les réponses évoquées que sont la FRN/FCRP et la P300 — seraient ainsi associés à des processus d'apprentissage. Par conséquent, l'étude des réponses cérébrales aux feedbacks devrait nous permettre d'affiner notre connaissance sur le fonctionnement de ces mécanismes d'apprentissage. Dans le cadre des ICM notamment, l'étude de ces processus pourrait nous aider à comprendre la manière dont un utilisateur naïf appréhende et s'approprie une ICM. Enfin, si les signaux de réponse aux feedbacks reflètent un apprentissage, cela signifie qu'ils sont variables au cours du temps. La prise en compte de cette variabilité pourrait éventuellement permettre d'améliorer leur détection en temps-réel et conduire à une meilleure correction.

Conclusion chapitre 4

On peut distinguer deux types de signaux d'erreur : ceux synchronisés avec une réponse motrice, et ceux synchronisés avec le feedback. C'est cette deuxième catégorie de signaux qui intéresse le domaine des ICM. En effet, ces signaux sont différents selon que le feedback correspond ou non au choix de l'utilisateur. Par conséquent, ils peuvent être utilisés pour détecter automatiquement les erreurs et les corriger.

D'autre part, il a été montré que ces signaux reflètent l'apprentissage. Lors d'une tâche cognitive, la perception du feedback par le sujet lui permet de confronter ses attentes avec la réalité. Les comportements associés à la production du feedback peuvent alors être renforcés ou inhibés selon que celui-ci est positif ou négatif.

Chapitre 5 :

Objectifs de la thèse

Les objectifs de cette thèse peuvent être dissociés en trois axes principaux. Tout d'abord, j'ai étudié les réponses aux feedbacks au niveau du scalp et au niveau cortical dans le cadre d'un P300-Speller non adaptatif. Dans un deuxième temps, je me suis intéressée à rendre le P300-Speller adaptatif. Enfin, lors du test en temps-réel de ces améliorations techniques, j'ai étudié les modulations cérébrales et comportementales induites par le comportement adaptatif de la machine.

1. Étude au niveau du scalp et au niveau cortical des réponses aux feedbacks

Le premier objectif de cette thèse consiste en l'étude des réponses aux feedbacks dans l'utilisation du P300-Speller, dans le cas d'une machine non adaptative.
Dans cet objectif, j'ai tout d'abord vérifié la présence de réponses aux feedbacks conformes aux réponses enregistrées dans des tâches cognitives impliquant une réponse motrice. J'ai étudié les modulations intrinsèques de ces réponses aux feedbacks positifs et négatifs, en lien avec des mécanismes d'apprentissage et des variations de l'état de vigilance. Alors que l'effet de l'apprentissage a déjà été étudié à travers la modulation de l'erreur de prédiction, l'effet d'une modulation de l'état de vigilance est très difficile à évaluer. En effet, la fatigue mentale étant révélée par une augmentation du nombre d'erreurs, elle est intimement liée à la valence des feedbacks et par conséquent aux réponses obtenues (FRN vs. FCRP). Il est difficile d'étudier l'effet de la fatigue sur la FCRP, car un essai associé à une fatigue mentale importante sera identifié grâce à l'observation d'une erreur. Le seul moyen d'étudier cela est de trouver une tâche nécessitant un engagement attentionnel important, mais dans laquelle le sujet ne pourrait que très difficilement avoir des attentes fortes sur son feedback, ce qui permettrait de fausser celui-ci et de dissocier ainsi la fatigue mentale — associées aux erreurs réelles — de la valence du feedback. Une interface cerveau-machine telle que le P300-Speller convient parfaitement à ces critères. En effet, la production d'une P300, dont dépend étroitement la performance (lettre correcte ou incorrecte), nécessite un engagement attentionnel soutenu. Néanmoins, la P300 étant une réponse automatique, il est difficile pour un utilisateur d'évaluer s'il a réussi ou non la tâche avant d'avoir obtenu un feedback.
D'autre part, les réponses aux feedbacks ont été très peu étudiées en MEG. Pourtant, l'utilisation de cette technique couplée à l'EEG devrait permettre d'affiner notre connaissance quant aux sources corticales de ces réponses. En effet, les études portant directement sur la localisation de la FRN ont été menées pour la plupart en EEG, utilisant la méthode *LORETA*[63] (Bellebaum and Daum, 2008; Ferrez and Millan Jdel, 2008b; Mathewson et al., 2008; De Pascalis et al., 2010). Deux études de la même équipe de recherche ont utilisé la MEG pour évaluer ces sources (Donamayor et al., 2011; Donamayor et al., 2012). Dans la première de ces deux études, l'enregistrement MEG n'était pas couplé à un enregistrement EEG, ce qui pose certains problèmes. Tout d'abord, les réponses électromagnétiques étant très différentes des réponses EEG, il est intéressant d'avoir l'enregistrement EEG simultané pour déterminer précisément les fenêtres temporelles d'intérêt. D'autre part, l'ACC étant suspecté d'être la source de la FRN, une reconstruction en MEG seule n'est peut-être pas très pertinente. Alors qu'elle apporte une précision spatiale très intéressante pour la reconstruction de sources, la MEG présente l'inconvénient d'être peu sensible aux sources profondes et radiales. Or l'ACC est une structure relativement profonde et surtout radiale[64]. La combinaison de l'EEG et de la MEG pour une reconstruction de sources parait ici plus indiquée. C'est ce que Donamayor et al. (2012) ont fait dans leur seconde expérience pour étudier les modulations des sources impliquées dans les réponses aux feedbacks par l'erreur de prédiction.
C'est ce qui m'a intéressée dans une seconde étude, cherchant tout d'abord à retrouver des équivalents des ondes FRN/FCRP et P300 en MEG, puis à définir le réseau cortical impliqué dans la production de ces réponses.

Cet axe peut se résumer en deux mots : dans le contexte des ICM, il consiste à étudier le « côté cerveau ».

[63] Les méthodes de reconstruction de sources dont la méthode *LORETA* sont expliquées dans le chapitre 6, section 2.2.
[64] Ceci étant dit, Donamayor et al (2011) ont trouvé des sources dans les cortex cingulaires postérieur et antérieur en utilisant la MEG.

2. Mise au point d'un P300-Speller adaptatif

En parallèle de ces travaux, je me suis intéressée à l'optimisation du système P300-Speller à travers plusieurs pistes, toutes liées à un comportement dynamique de l'ordinateur. Tout d'abord, l'étude des réponses aux feedbacks m'a permis de travailler sur la détection d'erreurs en temps-réel. Au-delà de la détection, nous avons proposé une correction automatique s'appuyant sur le caractère probabiliste du classifieur utilisé. Après une validation hors ligne, cette approche a été testée en temps-réel.
Concernant la stimulation, nous avons adapté le *cherckerboard* proposé par Townsend et al. (2010) à une plus petite matrice, de 6 lignes et 6 colonnes, ce qui permet de réduire le nombre de flashs et ainsi d'accélérer la prise de décision. À travers ce développement, j'ai évalué indépendamment le poids de la « dilution d'erreur » — liée à la modification, d'une répétition à la suivante, de l'association entre les lettres — par rapport au gain lié à la réduction de l'effet d'adjacence (le flashage d'une colonne ou d'une ligne voisine de la cible capture l'attention et crée une petite P300 associée à un flash non cible). Ce développement a nécessité l'utilisation d'un classifieur dynamique, mettant à jour sa connaissance sur chacun des items de la matrice après chaque nouveau flash.
Enfin, nous avons proposé une méthode de flashage adaptatif dans laquelle le système prend deux décisions, après la prise en compte de l'information liée à chaque nouveau flash. La première décision concerne le choix de la lettre cible. Elle est réalisée grâce à la classification des lettres, permettant d'attribuer une probabilité d'être la cible à chacune d'entre elles. La seconde décision concerne le flashage : doit-il continuer ou s'arrêter ? Cette décision s'appuie elle-aussi sur la distribution à travers tous les items de la matrice des probabilités d'appartenir à la classe cible. Dans le cas où le système décide qu'il est nécessaire de continuer le flashage, la première décision ne sera pas portée à la connaissance de l'utilisateur. L'originalité de cette méthode repose essentiellement sur la réactivité de la machine. En effet, en considérant chaque flash indépendamment plutôt qu'en attendant qu'une répétition entière ait été effectuée — comme cela a toujours été le cas, même dans les quelques méthodes existantes de flashage adaptatif — la décision elle-même ainsi que sa mise en œuvre sont beaucoup plus rapides. D'autre part, le critère d'arrêt que nous avons proposé est également innovant dans ce contexte.
Finalement, j'ai participé à la conception d'un jeu vidéo dans lequel les activités cérébrales de deux joueurs peuvent être mises en compétition. Cette application ludique est un nouveau type d'ICM, puisqu'il met en relation les activités cérébrales issues de deux utilisateurs différents.

Cet axe peut se résumer en deux mots : dans le contexte des ICM, il consiste à étudier le « côté machine ».

3. Étude de l'adaptation simultanée de l'utilisateur

Si le deuxième axe de ma thèse s'apparente à une approche de recherche méthodologique, le troisième axe est à l'inverse dédié aux aspects psychophysiologiques en lien avec l'adaptation de l'utilisateur face à un comportement adaptatif de la machine. Pour clore l'étude de cette boucle de coadaptation, j'ai testé en temps-réel les différentes modifications du comportement de la machine, et me suis intéressée à leurs effets sur les utilisateurs au niveau comportemental et neurophysiologique. Notamment, je me suis intéressée à l'interaction entre la motivation des sujets et l'apport des développements techniques proposés.

Cet axe peut se résumer en trois mots : dans le contexte des ICM, il consiste à étudier l' « interaction cerveau-machine».

Méthodologie

Les expériences de cette thèse ont été réalisées en EEG et en MEG, ce qui nécessite des compétences en termes d'acquisition et de traitements de signaux électrophysiologiques. Les traitements en temps-réel et les traitements hors lignes ont impliqué des algorithmes communs (filtre spatial et classifieur), utilisés sur des plateformes logicielles différentes (Open-ViBE et MATLAB). Afin d'évaluer nos algorithmes, il a fallu utiliser diverses mesures et critères d'évaluation, certains existants déjà, d'autres créés spécifiquement pour nos données. Enfin, les statistiques nous ont permis de valider nos observations. Cette partie *Méthodologie* rappelle les grands principes et détaille les méthodes particulières que j'ai utilisées pour mener à bien ces travaux.

Chapitre 6 :

Électrophysiologie

Dans mes expériences, j'ai mesuré et étudié l'activité cérébrale grâce aux techniques d'électrophysiologie non-invasives que sont l'EEG et la MEG. Dans ce chapitre, leur fonctionnement est décrit en détail, ainsi que les méthodes d'analyse que j'ai utilisées au cours de ces travaux.

1. Enregistrements

1.1. Électroencéphalographie de scalp[65]

L'EEG consiste en l'enregistrement d'activités électriques sur le scalp. Précisément, l'EEG mesure des différences de potentiel électrique causées par des flux de courants ioniques entre les neurones et le milieu extracellulaire. Ces activités ioniques sont produites lors de la transmission synaptique qui implique des modulations très rapides de la polarité de la membrane cellulaire. Pour cela, la membrane plasmique utilise des canaux ioniques transmembranaires qui pompent des ions positifs ou négatifs du milieu extracellulaire vers le milieu intracellulaire ou inversement. Les mouvements d'ions dans le milieu extracellulaire et les variations de leur concentration de part et d'autre des membranes forment des puits et des sources de courant.
L'arrivée d'un potentiel d'action sur les terminaisons synaptiques d'un neurone induit l'ouverture de canaux ioniques sur la membrane post-synaptique. La composition ionique étant différente à l'intérieur et à l'extérieur du neurone, l'ouverture des canaux engendre un mouvement de particules chargées. Selon la nature des canaux ouverts, le flux de courant se fait vers le milieu extracellulaire ou vers le milieu intracellulaire, entraînant l'apparition d'une source ou d'un puits de courant. L'apparition d'une source de courant focale au niveau d'une synapse sera associée à un puits de courant distribué sur la membrane. Inversement, l'apparition d'un puits de courant focal au niveau de la synapse sera associée à une source de courant distribuée sur le reste de la membrane neuronale.
Si ces courants sont suffisamment importants, notamment s'ils s'opèrent de manière similaire et synchrone au niveau d'un très grand nombre de neurones voisins et de même orientation, ils peuvent produire une différence de potentiel mesurable à la surface du scalp.
Au niveau d'une population de neurones engendrant un courant macroscopique, cette source de courant peut être modélisée par un dipôle (Luck, 2005; Pernier, 2007)(Figure 45).

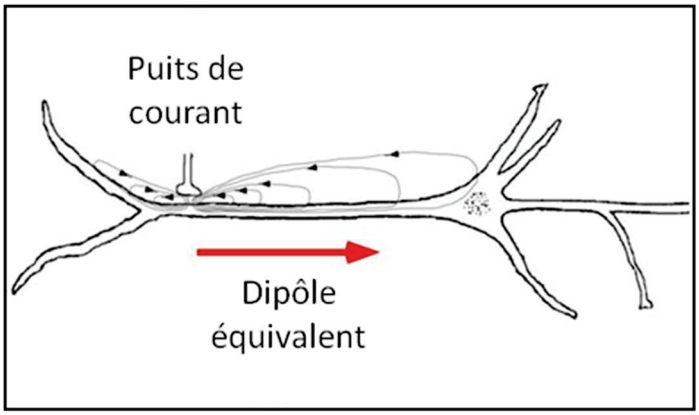


Figure 45 : Représentation schématique d'un dipôle de courant. Dans cet exemple, au niveau des dendrites apicales, les synapses excitatrices engendrent un flux de courant entrant (puits de courant). Le puits de courant est associé à une source de courant au niveau du corps cellulaire. L'effet du puits et de la source de courant peut être modélisé par un dipôle de courant (représenté en rouge). Figure adaptée de Pernier (2007).

Contrairement aux activités synaptiques, les potentiels d'action qui se propagent le long des axones ont pour origine des distributions de puits et de sources de type quadripolaire, c'est-à-dire qu'ils créent une association de deux sources et de deux puits. Ils génèrent des variations de potentiel beaucoup plus faibles à distance des axones (Pernier, 2007) et qui seront de fait beaucoup moins visibles au niveau du scalp.

[65] Cette section est largement inspirée de la thèse de Jean-Baptiste Eichenlaub.

Comme l'indique la Figure 46, l'organisation structurelle du ruban cortical et des neurones pyramidaux qui le composent, orientés quasi perpendiculairement à la surface du cortex, est telle que l'activité d'une population locale engendrera un courant résultant macroscopique visible en EEG. En revanche, les neurones tels que les cellules étoilées ne possédant pas d'orientation privilégiée ne créent que de faibles (voir aucune) variations de potentiel.

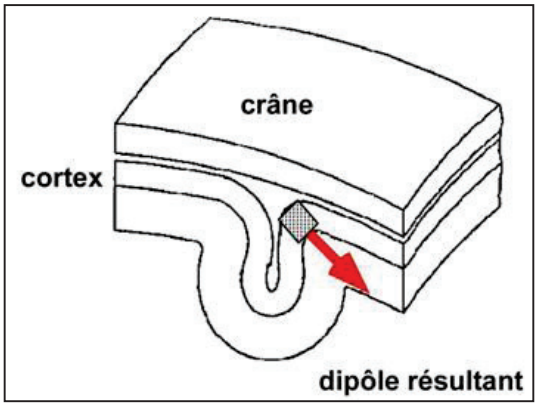


Figure 46 : Représentation schématique d'un dipôle résultant. La sommation de plusieurs milliers (ou millions) de dipôles de courants équivaut à un dipôle résultant dont l'orientation varie selon les replis corticaux. Figure extraite de Pernier (2007).

Le dipôle de courant résultant génère des courants ioniques dans tous les milieux (cerveau, méninges, peau,...) et par conséquent des potentiels électriques dans chacun de ces milieux résistifs. Le potentiel enregistré à la surface du scalp en un point donné dépend de la position et de l'orientation du dipôle, mais aussi de la résistance des différents tissus à travers lesquels les courants se sont déplacés. En pratique, les potentiels enregistrés sur le scalp n'ont pas pour origine un dipôle résultant unique de l'activité synchronisée d'une seule population de neurones, dans une seule zone focale du cerveau. Ils reflètent plutôt la somme de potentiels ayant pour origine de multiples sources cérébrales, rendant difficile l'identification des générateurs cérébraux à partir des informations collectées sur le scalp.
Visuellement, le signal électroencéphalographique se traduit par des tracés représentant des fluctuations de différences de potentiel entre deux électrodes au cours du temps (Figure 47).

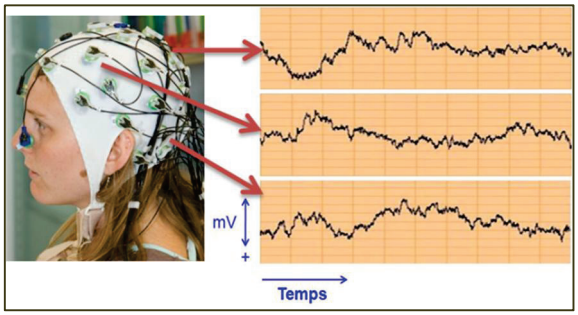


Figure 47 : exemple de tracés électroencéphalographiques.

Deux types de montage sont possibles. Dans un montage bipolaire, le signal correspond à la différence de potentiel entre deux électrodes. Au contraire, dans un montage monopolaire, le signal correspond à la différence de potentiel entre une électrode dite d'intérêt qui enregistre l'activité électrique cérébrale, et une électrode dite de référence, placée de manière à être le moins possible soumise aux fluctuations de potentiel dues à l'activité cérébrale.

Lors de mes expériences, j'ai utilisé deux systèmes EEG selon un montage monopolaire : le système *BrainAmp* de *BrainProducts*[66] pour l'EEG seule, et le système *VSM-CTF*[67] qui est compatible avec les contraintes de la MEG.

1.2. Magnétoencéphalographie

L'activité électrique produite par les mouvements d'ions lors de la transmission synaptique engendre également un champ magnétique. Ce champ se propage de manière orthogonale au dipôle de courant et se projette hors de la tête lorsqu'il est lié à un dipôle de courant tangent à la surface du scalp (Figure 48). De l'ordre de quelques femto-Teslas (fT, soit 10^{-15}T), ce champ magnétique très faible ne peut pas être détecté avec des capteurs standards et dans n'importe quel environnement où règne un bruit magnétique ambiant. En effet, le champ magnétique dans un environnement urbain est de l'ordre de 10^8 fT.
C'est pourquoi la MEG utilise des capteurs supraconducteurs appelés SQUID (pour *Superconducting quantum interference device*) et opère dans une chambre blindée, isolée magnétiquement. Le blindage est composé d'aluminium et de mu-métal, protégeant ainsi des activités extérieures hautes et basses fréquences. Le SQUID a été développé pour la mesure de champs magnétiques très faibles. Il est constitué de deux jonctions Josephson[68] en parallèle dans une boucle. Pour être supraconducteurs, les SQUID doivent être maintenus à une température proche du zéro absolu[69]. Cela est possible grâce à l'hélium liquide dans lequel baignent continuellement les SQUID (Figure 49). Les capteurs sont composés d'une ou plusieurs boucles (formant des bobines) reliées à un SQUID. Les SQUID, associés aux boucles, mesurent le gradient radial du champ magnétique induit par l'activité cérébrale, à proximité du scalp. Les systèmes MEG actuels comportent quelques centaines de capteurs, ce qui assure un bon échantillonnage spatial.
Les activités cérébrales enregistrées en MEG peuvent être spontanées ou induites par des stimulations auditives, visuelles, tactiles. Pour détecter un signal, l'activation simultanée de 50 000 neurones environ est nécessaire (Okada, 1983).

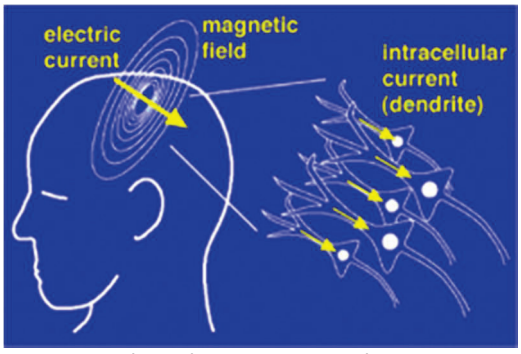


Figure 48 : L'activité synaptique simultanée crée un courant électrique, associé à un champ magnétique. Source : Wikipédia.

Lors de l'expérience que j'ai réalisée en MEG, j'ai utilisé le système CTF OMEGA 275 (VSM MedTech, Canada) doté de 275 canaux et installé à Lyon, au CERMEP.

[66] http://www.brainproducts.com/productdetails.php?id=5&tab=1
[67] http://www.ctf.com/
[68] Une jonction Josephson est constituée de deux matériaux supraconducteurs séparés par un matériau isolant.
[69] –273.15°C

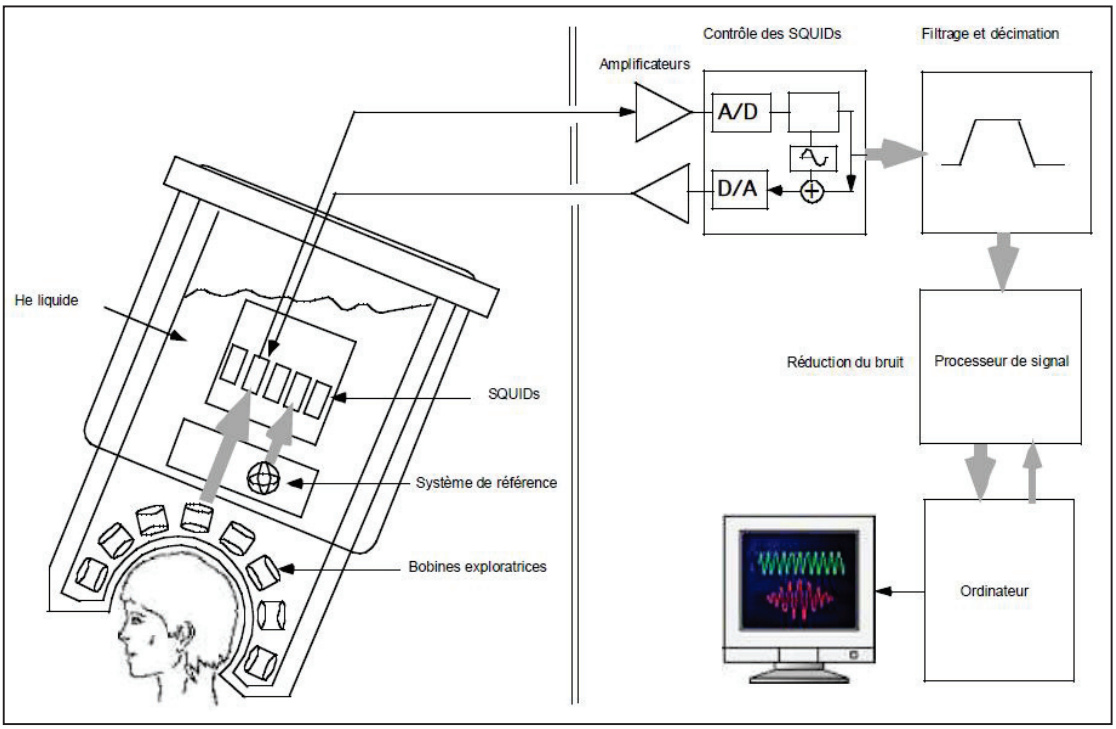


Figure 49 : Système d'acquisition de signaux magnétoencéphalographiques. Source : Claude Delpuech.

2. Analyses

2.1. Potentiels évoqués[70]

Lors d'une stimulation, le cerveau produit des activités électriques dites évoquées et induites. Les activités évoquées par une stimulation sont temporellement synchronisées de manière très précise sur celle-ci. En d'autres termes, à chaque répétition de la stimulation, elles apparaissent toujours à la même latence. On parle de potentiels évoqués, ou ERP (pour *Event-related potentials*). Ces réponses s'opposent aux activités induites, qui apparaissent avec une latence variable (ou *jitter*) par rapport à la stimulation (Figure 50).

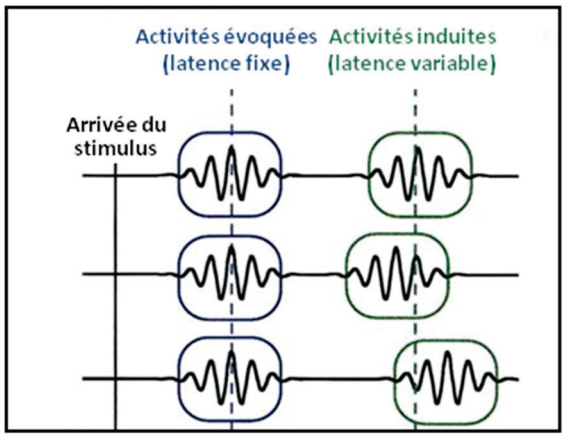


Figure 50 : Représentation schématique des réponses évoquées et induites. Les réponses évoquées apparaissent à une latence fixe après le début d'apparition d'un stimulus. Les réponses induites apparaissent avec une latence variable au travers des répétitions. Figure adaptée de Tallon-Baudry and Bertrand (1999).

[70] Cette section est largement inspirée de la thèse de Jean-Baptiste Eichenlaub.

Les réponses évoquées sont transitoires, et ont une amplitude très faible par rapport à l'activité cérébrale spontanée (appelée « bruit »). En effet, alors que l'activité cérébrale spontanée dépasse facilement plusieurs dizaines de microvolts (µV), une réponse évoquée est généralement de l'ordre de quelques microvolts seulement. Cependant, les réponses évoquées apparaissant à une latence peu variable, il est possible d'augmenter le rapport signal sur bruit en moyennant les activités évoquées par une même stimulation répétée de nombreuses fois. Alors que les réponses évoquées par le stimulus vont s'additionner, les activités électriques spontanées auront tendance à s'annuler par moyennage (Figure 50). Cette technique de sommation a été développée par Dawson (1951). Sur ces réponses moyennes, on observe typiquement une série temporelle de déflexions positives ou négatives appelées également potentiels, composantes ou ondes. Ces potentiels évoqués retracent l'activité de populations de neurones qui ont participé au traitement cérébral du stimulus. Ils sont le reflet de l'activation consécutive des voies afférentes périphériques et sous-corticales, et des aires corticales primaires et associatives.

Néanmoins, pour observer ces réponses évoquées sans ambiguïté, autrement dit avant de procéder au moyennage des signaux, il est nécessaire de les « nettoyer » soigneusement. Ainsi, les données sont tout d'abord filtrées pour supprimer les activités très basses fréquences et les activités trop hautes fréquences qui ne correspondent pas à de l'activité évoquée. Notons que le filtre passe-bas (i.e. qui laisse passer les basses fréquences et supprime les hautes fréquences) appliqué doit considérer la fréquence d'échantillonnage[71] du signal. Le théorème de Shannon indique que toutes les fréquences du signal inférieures à la moitié de la fréquence d'échantillonnage seraient correctement restituées (Shannon, 1948). En revanche, les fréquences supérieures à la moitié de la fréquence d'échantillonnage introduisent un recouvrement spectral également appelé repliement. Cela signifie que pour une fréquence d'intérêt située entre 0,1 et 20 Hz — comme c'était le cas dans mes analyses — le signal doit être échantillonné au moins à 40 Hz. Toutefois, nos systèmes d'acquisition nous permettant d'échantillonner bien au-delà de 40 Hz, cette limite n'est pas contraignante. En pratique, mes données ont été acquises à 1000 Hz (système BrainAmp) ou 600 Hz (système CTF), et sous-échantillonnées ensuite à 100 Hz.
Après le filtrage, un rejet d'artefact est généralement appliqué. Il peut être réalisé manuellement ou à l'aide de méthodes automatiques ou semi-automatiques. Ainsi, l'analyse en composantes indépendantes ou ICA (pour *Independant component analysis*) est une méthode de séparation aveugle de sources qui permet d'extraire des signaux très caractéristiques tels que ceux engendrés par les clignements et les saccades oculaires, ou le rythme cardiaque. Ces signaux étant d'origine musculaire et non cérébrale, ils ne nous intéressent pas et sont source d'artefacts dans les données. À partir des signaux enregistrés sur *n* électrodes, l'ICA calcule l'activité produite par *n* capteurs virtuels ou sources indépendantes. Après avoir décidé de supprimer l'activité produite par les capteurs virtuels correspondant aux artefacts musculaires, un algorithme permet de reconstruire le signal des *n* capteurs réels en soustrayant l'activité non désirée.
Une fois ces prétraitements effectués, l'analyse des données proprement dite peut commencer. Les potentiels évoqués par une stimulation peuvent être caractérisés par leur amplitude, leur latence et leur cartographie. L'amplitude fournit un indice de l'étendue de l'activation neuronale et informe sur la manière dont la population de neurones répond fonctionnellement aux variables expérimentales. La latence, c'est-à-dire le délai entre l'apparition de la stimulation et le pic de la composante, informe sur la réactivité de cette activation. Les cartographies sur le scalp permettent de déterminer la topographie d'une réponse, et apportent des éléments d'information sur l'emplacement approximatif des générateurs cérébraux à l'origine des réponses évoquées.
En EEG, deux types de cartographies peuvent être générées à partir des valeurs de potentiels enregistrées par les différentes électrodes : les cartes de potentiels et les cartes de densités radiales

[71] La fréquence d'échantillonnage correspond au nombre de mesures par seconde. Une fréquence d'échantillonnage de 1000 Hz signifie que le système enregistre une mesure toute les millisecondes.

de courants (Pernier, 2007). Les cartes de potentiels représentent la distribution des valeurs de potentiels électriques enregistrées par les électrodes et interpolées en chaque point du scalp entre les électrodes (Pernier, 2007). Ces cartes mettent en évidence des distributions très étalées, et apportent donc des informations limitées quant aux générateurs cérébraux des réponses évoquées. Les cartes de densités radiales de courants, calculées à partir des valeurs de potentiels enregistrées et interpolées (Pernier, 2007), peuvent apporter des informations plus précises sur les générateurs cérébraux des réponses évoquées.

Au sein de mon laboratoire, un logiciel de visualisation et d'analyse des potentiels évoqués et des réponses induites a été développé (Aguera et al., 2011). Le logiciel ELAN permet de visualiser les signaux bruts (dans l'interface *EEG*), les moyennes et leur cartographie (dans l'interface *ERPA,* Figure 51) et les cartes temps-fréquences (dans l'interface *TFVIZ*). En termes d'analyses, il permet de moyenner des signaux, de les corriger par une ligne de base, de les transformer en temps-fréquences, de faire des tests statistiques et bien d'autres choses encore. J'ai utilisé ce logiciel pour le rejet d'artefact manuel, le rejet de composantes ICA, les moyennages et les corrections des moyennes par une ligne de base. Quant à l'extraction des valeurs d'amplitude et de latence des pics d'activités, je l'ai réalisé à l'aide du logiciel de calculs numériques MATLAB (pour *Matrix laboratory*)[72].

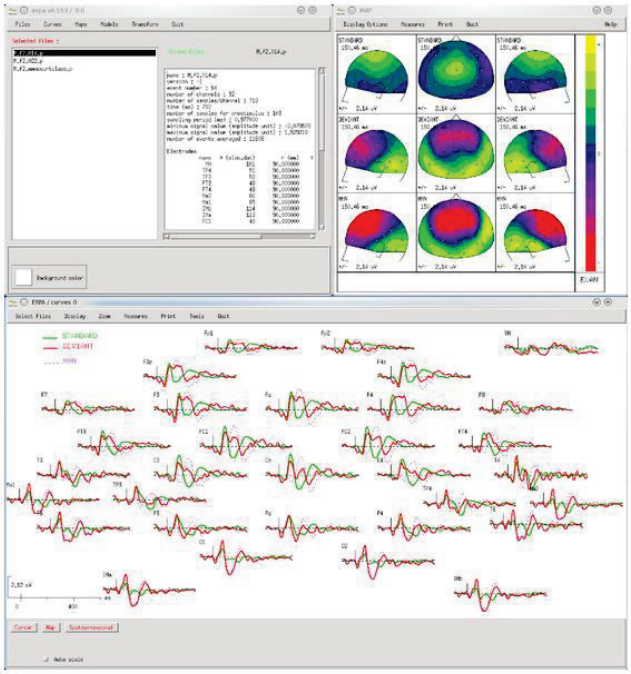


Figure 51 : Outil de visualisation de signaux moyennés ERPA. En haut à gauche : fenêtre principale d'ERPA, permettant de sélectionner les fichiers et de lancer des outils de visualisation. En bas : décours temporel de potentiels évoqués. Exemple de potentiels évoqués auditifs dans un protocole Oddball. En haut à droite : cartographie des réponses évoquées, avec plusieurs vues représentant trois conditions différentes. Figure extraite de Aguera et al. (2011).

2.2. Sources

La localisation des sources cérébrales à l'origine des activités enregistrées sur le scalp est un problème complexe. Il revient à rechercher dans le volume cérébral la distribution de sources qui explique au mieux les activités enregistrées sur le scalp. C'est un problème mathématique mal posé

[72] Le logiciel MATLAB est présenté dans le chapitre 7, section 4.2.

car présentant une infinité de solutions potentielles, ce qui nécessite d'utiliser des informations a priori pour contraindre sa solution.

La première étape consiste en la résolution du problème direct, c'est-à-dire en la construction d'un modèle de l'expression de l'activité des sources sur les capteurs. Les algorithmes permettant de résoudre ce problème s'appuient sur les équations de Maxwell qui régissent les liens entre courants, milieux traversés, potentiels électriques et champs magnétiques résultants (Maxwell, 1873). Ces équations sont appliquées aux différents milieux de conductances différentes que sont la peau, l'os et le liquide céphalo-rachidien. Alors que les signaux magnétiques enregistrés en MEG sont très peu sensibles à la traversée de milieux de conductivités différentes, la précision de la reconstruction de l'activité corticale s'appuyant sur des données électroencéphalographiques dépend fortement du modèle physique utilisé pour résoudre le problème direct.
On peut distinguer des solutions analytiques et des solutions numériques. Les solutions analytiques assimilent de manière très simplifiée le cerveau à une sphère. Généralement, les trois couches successives que constituent le cerveau, l'os et la peau sont modélisées par trois sphères concentriques. Les solutions analytiques considèrent également que la conductivité est homogène dans chacun des milieux. Ces solutions présentent l'intérêt d'être simples et rapides, mais sont peu réalistes.
Les solutions numériques modélisent de manière plus réaliste la tête du sujet, en s'appuyant notamment sur des données anatomiques (comme l'IRM structurelle du sujet). Cependant, ces modèles plus complexes impliquent parfois de très longs calculs et s'appuient sur des approximations mathématiques qui les rendent sensibles à des erreurs numériques.

Le modèle direct, quel qu'il soit, est un préalable nécessaire à la résolution du problème inverse, c'est-à-dire l'estimation des paramètres (localisations, orientations et intensités) des dipôles à l'origine de l'activité enregistrée sur les capteurs. Il existe plusieurs approches pour résoudre ce problème inverse de la reconstruction des sources de l'activité cérébrale. Ces méthodes sont communes à l'EEG et à la MEG.
Dans les approches dites dipolaires ou ECD (pour *equivalent current dipole*), l'espace des sources est restreint à un faible nombre de dipôles. L'utilisateur fixe ce nombre a priori et contraint éventuellement leur position approximative. À partir de ces informations, l'algorithme estime au mieux six paramètres par dipôle : trois paramètres de position et trois paramètres d'orientation. Ces derniers définissent le moment dipolaire et contienne l'information d'amplitude ou d'intensité de la source. Les algorithmes optimisent de manière itérative la valeur de ces paramètres en minimisant la différence entre l'activité réellement observée sur les capteurs et la cartographie prédite par les sources modélisées.
A l'inverse des méthodes dipolaires, les modèles de sources distribuées supposent que l'ensemble des aires corticales contribue potentiellement au signal mesuré. L'activité de l'ensemble du cortex est modélisée par un très grand nombre de sources (de plusieurs centaines à plusieurs dizaines de milliers) disposées en grille ou maillage. Chaque nœud de ce maillage représente une source. Étant donnée le nombre considérable de dipôles (bien supérieure au nombre de capteurs), la solution inverse est dite sous-déterminée. Des contraintes additionnelles sont nécessaires pour réduire l'ambigüité de la solution. L'avantage principal de cette approche est qu'elle n'impose pas de fort a priori sur le nombre et la position initiale des sources et favorise la localisation d'un réseau distribué. Cependant, la distribution d'activités résultant de ces méthodes peut être difficile à interpréter, car elle reflète seulement une image floutée de la véritable distribution de sources neuronales fortement dépendante de la résolution spatiale du système d'acquisition. Citons trois méthodes parmi les plus utilisées et qui correspondent chacune à différents types d'a priori pour contraindre les solutions distribuées.

- La méthode *Minimum Norm* considère a priori que les sources sont indépendantes et identiquement distribuées, à savoir d'activité moyenne nulle et de même variance (Baillet et al., 2001).

- La méthode *LORETA* contraint les sources voisines dans le cerveau ou sur la surface corticale à avoir une activité similaire (Pascual-Marqui et al., 1994). Autrement dit, cette méthode, à l'inverse du *Minimum Norm*, impose une corrélation entre sources voisines.
- Enfin, la méthode *Multiple sparse priors* regroupe les sources par entités anatomo-fonctionnelles et contraint une cohérence d'activité à l'intérieur de ces patchs.

L'expérience que j'ai réalisée en EEG et MEG combinées m'a permis de rechercher les sources cérébrales de l'activité de la FRN, en utilisant une approche de fusion des données issues de chacune des techniques (Henson et al., 2009; Litvak et al., 2011). Pour analyser ces données, j'ai utilisé le modèle *Multiple sparse prior* implémenté dans le logiciel SPM8 (Friston et al., 2008)[73].

[73] Le logiciel SPM est présenté dans le chapitre 9, section 2.1.

Chapitre 7 :

Traitements temps-réel

Par essence même, les ICM nécessitent des analyses en temps-réel. Optimiser les différentes étapes d'analyses (que sont la sélection de variables et la classification) revêt une grande importance. Dans ce chapitre, les différentes méthodes d'analyses temps-réel que j'ai mises en œuvre sont exposées.

1. Sélection de variables

Dans toutes les expériences que j'ai menées, un filtre spatial était systématiquement appliqué en temps-réel sur les données, que ce soit pour la détection de l'onde P300 ou pour la classification de la réponse au feedback. Appelé xDAWN, l'algorithme développé spécialement pour un usage dans le protocole du P300-Speller par des chercheurs du CEA (Rivet et al., 2009) permet de réduire les *n* capteurs réels à *x* capteurs virtuels (x < n), en tenant compte du possible recouvrement temporel des réponses évoquées par les flashs. Paramétrés de manière à maximiser la différence entre signal (i.e. réponses aux flashs cibles) et signal plus bruit (i.e. signal brut contenant les réponses aux flashs cibles et aux flashs non-cibles), les filtres spatiaux sont orthogonaux les uns aux autres et sont des combinaisons linéaires des données issues des *n* capteurs réels. De manière intéressante, ces filtres spatiaux peuvent être classés par ordre d'importance, à partir de la part de variance des données qu'ils expliquent.
En pratique, j'ai d'abord évalué le nombre de filtres optimal à prendre en compte pour chaque sujet, grâce à une étape de validation croisée, de type *leave-one-out*[74]. Cette approche consiste simplement à tester successivement la capacité du classifieur à reconnaitre chacune des lettres de la phase d'étalonnage en considérant alternativement de 1 à 5 filtres spatiaux.
Une évaluation globale a posteriori sur une vingtaine de sujets m'a permis de montrer, au début de ma thèse, que le choix systématique de 4 ou 5 filtres spatiaux ne donnait pas des résultats significativement différents par rapport à un choix du nombre de filtres adapté à chaque sujet. C'est pourquoi j'ai utilisé systématiquement 5 filtres spatiaux pour chacun des sujets dans mes études 1 et 2, et systématiquement 4 filtres spatiaux dans l'étude 3 (car en rejouant des données issues de l'expérience 2 avec 9 capteurs seulement, la restriction à quatre filtres donnait des résultats très légèrement supérieurs).
Une fois le nombre de filtres spatiaux choisis, ceux-ci sont appliqués en temps-réel sur les signaux grâce au module « Spatial Filter » du logiciel OpenViBE[75].

2. Classification

Dans l'étude 1 et pour la classification des réponses aux feedbacks dans l'étude 2, le classifieur s'appuie sur un modèle génératif de type mixture de gaussiennes et utilise une approximation de type *Naive Bayes.*

Un modèle génératif est un modèle, le plus réaliste possible, qui vise à représenter de manière explicite le processus de génération des données. Formulé de manière probabiliste, il se décompose en une densité de vraisemblance (le modèle direct) et une densité a priori sur les paramètres de ce modèle. La loi a posteriori sur la classe d'appartenance se déduit de ces deux densités grâce à la loi de Bayes :

$$p(C|Y_t, \Theta) \propto p(Y_t|\Theta, C).p(\Theta, C) \quad (1)$$
$$p(C|Y_t, \Theta) \propto p(Y_t|\Theta, C).p(C).p(\Theta) \quad (2)$$

[74] La validation croisée de type *leave-one-out* consiste à réaliser la procédure d'apprentissage des caractéristiques du classifieur et du filtre spatial sur tous les items sauf un, et à tester leur efficacité sur le dernier item. Cette méthode est appliquée successivement pour chaque item, et permet d'obtenir un taux de bonne classification associé aux données d'étalonnage.
[75] Le logiciel OpenViBE est présenté dans la section 3.5 de ce chapitre.

Ici la vraisemblance est donnée par une mixture de deux gaussiennes, soit :

$$p(Y_t|\Theta, C) = [\mathcal{N}(\mu_1, \sigma_1)]^c \cdot [\mathcal{N}(\mu_0, \sigma_0)]^{1-c} \quad (3)$$

où C désigne la classe (1 pour la classe cible et 0 pour la classe non-cible), Y_t sont les données enregistrées à l'instant t (après transformation par le filtre spatial) et Θ les paramètres (moyennes μ et variances σ de chacune des classes).
L'a priori $p(C)$ est la probabilité a priori de chacune des classes d'être la bonne. En absence de connaissance particulière et étant donné que nos protocoles prévoient tous le flash simultané de six lettres parmi 36, il y a cinq fois plus de chance d'observer une réponse de type non-cible que cible. Ainsi, $p(C = 1) = \frac{1}{6} = 1 - p(C = 0)$, donc $p(C = 0) = \frac{5}{6}$.
L'a priori $p(\theta)$ quant à lui se factorise sur l'ensemble des paramètres du modèle et correspond au produit de densités de Dirac où toute la masse de probabilité est concentrée sur une valeur, celle apprise à partir des données d'étalonnage.
La vraisemblance $p(Yt|\Theta, C)$ est la probabilité d'observer les données Y_t connaissant les paramètres de chacune des classes ainsi que la classe d'origine du signal (voir équation 3). On considère ici que chacune des classes est caractérisée par une loi normale, d'où l'utilisation du terme « mixture de gaussiennes ». Ces paramètres sont calculés à partir des données d'étalonnage transformées par le filtre spatial xDAWN.
Classer une nouvelle observation consiste alors à calculer la probabilité a posteriori $p(C|Yt, \Theta)$ pour chacune des deux classes.

L'approximation de type *Naive Bayes* consiste à considérer que la vraisemblance des caractéristiques des données sachant la classe s'écrit comme la factorisation des vraisemblances associées à chacune des caractéristiques (voir équation 4). Le classifieur considère que les caractéristiques des données correspondant à chacun des échantillons — c'est-à-dire les *n* valeurs après transformation des données brutes par le filtre spatial — sont indépendantes les unes des autres conditionnellement à la classe, c'est-à-dire, sachant la classe d'appartenance. Ainsi la vraisemblance s'écrit :

$$p(Y_t|\theta, C) \approx \prod_i p(Y_{t,i}|\theta, C) \quad (4)$$

Avec i une caractéristique parmi les n caractéristiques fournies à chaque instant t.
Dans notre exemple, les classes sont « réponse à un flash cible » et « réponse à un flash non cible », ou « réponse à un feedback correct » et « réponse à un feedback incorrect ».
Nous avons aussi fait l'hypothèse que les réponses aux flashs cibles et non-cibles provenant du flashage des lignes n'étaient pas différentes de celles provenant du flashage des colonnes. Ainsi, une lettre flashée à une répétition lors de la phase d'étalonnage fournit deux exemples de réponses aux flashs cibles (flash de la ligne cible et flash de la colonne cible), et dix exemples de réponses aux flashs non-cibles. Cette approximation permet de diviser par deux la durée de la phase d'étalonnage, en ne calculant que les paramètres de deux classes (cible et non cible) au lieu de quatre (cible-colonne, cible-ligne, non cible-colonne, non cible-ligne).

En temps-réel, la classification a lieu en plusieurs étapes, de manière parallèle sur les lignes et sur les colonnes :

- classification des signaux associés aux 12 flashs différents (six lignes et six colonnes) : pour chaque ligne et pour chaque colonne, la probabilité que celle-ci contienne la cible et la probabilité qu'elle ne contienne pas la cible est calculée
- choix de la ligne et de la colonne présentant la plus grande probabilité d'être la cible
- envoie au stimulateur qui fait apparaitre à l'écran la lettre correspondant à l'intersection de la ligne et de la colonne.

Dans le cas de la détection d'erreur la décision est simple : une correction est réalisée seulement si la probabilité des signaux d'appartenir à la classe « feedback incorrect » est supérieure à celle d'appartenir à la classe « feedback correct ».

Ce classifieur a été choisi pour son caractère génératif, autrement dit parce qu'il permet de simuler des données et d'être éventuellement étendu pour encore plus de réalisme. Concernant l'a priori, Il serait possible par exemple de le définir en s'appuyant sur un dictionnaire pour évaluer la fréquence de chaque lettre dans le langage utilisé. Par ailleurs, ce type de classifieur permet de combiner naturellement les probabilités associées à différentes observations indépendantes, à l'aide d'une approche markovienne et d'obtenir en sortie une distribution de probabilité sur les lettres plutôt qu'un couple de probabilités par ligne et par colonne.
C'est ce que nous avons implémenté et évalué dans le cadre des expériences 2 et 3. Cette évolution, mise en équations ci-dessous, était indispensable pour mettre en place une décision adaptative à l'échelle d'une seule observation. Elle permet une mise à jour, après chaque nouvelle itération, de la probabilité associée à un item unique, même dans le cas où les associations entre lettres (non plus en ligne/colonne) changent à chaque répétition. Enfin, cette distribution de probabilité estimée sur l'ensemble de la matrice d'items nous a permis de définir un critère de décision adaptative[76].

Ce nouveau classifieur utilise une approche markovienne. Il considère que l'a priori sur chacune des lettres à un instant t est donné par l'a posteriori à l'instant t-1 (voir équation 7). À chaque nouvelle observation, le classifieur utilise quatre informations complémentaires pour mettre à jour les probabilités a posteriori, associées à chaque item de la matrice de stimulation, d'être la cible (voir équation 6) :
- ses connaissances Θ sur les deux classes : la moyenne et la variance des deux gaussiennes associées aux signaux de type cible et non-cible, calculées à partir des données d'étalonnage ;
- sa connaissance des lettres qui viennent d'être flashées à l'instant t : g_t[77]
- la probabilité a priori de chacune des lettres d'être la lettre cible : $p(L)$
- l'observation à l'instant t : Y_t

$$p(L|Y_t, \Theta, g_t) \propto p(Y_t|\Theta, L, g_t).p(\Theta, L, g_t) \quad (5)$$
$$p(L|Y_t, \Theta, g_t) \propto p(Y_t|\Theta, L, g_t).p_t(L) \quad (6)$$

car θ et g_t ne sont pas ici des variables aléatoires mais des valeurs connues. L'a priori sur les lettres dépend de t. À t=1, $p(L)$ est un vecteur dont toutes les valeurs sont égales à $1/36$, ce qui traduit un a priori d'équiprobabilité. En revanche, à t>1, $p(L)$ est donnée par la probabilité a posteriori sur L sachant les données observées jusqu'à l'instant t -1 :

$$p_t(L) = p(L|Y_{t-1}, \Theta, g_{t-1}) \quad (7)$$

Quant à la vraisemblance, elle s'écrit :

$$p(Y_t|\theta, L, g_t) = \prod_k [N(Y_t; \mu_1, \Sigma_1)]^{g_{t,k} \cdot L_k} \cdot [N(Y_t; \mu_0, \Sigma_0)]^{g_{t,k} \cdot (1-L_k)} \quad (8)$$

Avec *k* l'item considéré sur les 36 que contient la matrice et *L* un vecteur de 36 valeurs contenant des zéros pour les items non-cibles et la valeur 1 pour l'item cible. De cette manière, $g_{t,k} \cdot L_k$ prend la valeur de 1 lorsque l'item considéré a été flashé à l'instant *t* et est la lettre cible, et prend la valeur de zéro dans toutes les autres situations.

[76] Voir section 3 de ce chapitre, page suivante .
[77] $g_t$est un vecteur de taille 36 composé uniquement de zéros, sauf pour les lettres flashées à l'instant *t* pour lesquelles il prend la valeur 1.

En pratique, ces équations conduisent à la mise à jour des probabilités associées aux seuls items flashés au cours de la dernière stimulation et à la normalisation de toutes les probabilités suite à cette nouvelle observation, de telle sorte que la somme des 36 probabilités soit égale à un.

3. Évaluation de la quantité d'information

Le fonctionnement du mode de décision adaptative nécessite l'utilisation d'un critère d'évaluation de la quantité d'information accumulée. Ce critère permet d'estimer la confiance relative à la décision qu'il est possible de prendre à un instant donné, ce qui est indépendant du caractère correct ou incorrect de cette décision. Un critère naturel pour mesurer l'incertitude lié à une décision qui repose sur une distribution de probabilité est celui de l'entropie.
Nous avons utilisé l'entropie de Shannon (Shannon, 1948), qui est une mesure de l'incertitude. Dans le cas du P300-Speller et en l'absence de contraintes particulières (comme un a priori sur la fréquence moyenne d'apparition des lettres), l'entropie est maximale pour une source dont tous les symboles sont équiprobables.
L'entropie de Shannon *H* pour une distribution discrète *p* s'écrit :

$$H = -\sum_{k} p_k \cdot \log(p_k) \tag{9}$$

Dans notre cas, p_k désigne la probabilité d'un item *k* d'être la cible.

En fixant un seuil sur cette mesure d'entropie, on construit un outil de décision adaptatif où le temps nécessaire pour atteindre un certain niveau de confiance peut être variable, d'une lettre à l'autre, suivant le degré d'engagement attentionnel de la part du sujet.
En pratique, après chaque nouvelle observation, la classification des signaux est réalisée et la distribution de probabilité sur les 36 items est mise à jour ainsi que l'entropie de cette même distribution. Un seuil individuel peut être déterminé grâce aux données d'étalonnage. Pendant la phase de test, lorsque l'entropie (toujours positive) se rapproche suffisamment de zéro (i.e. passe en dessous du seuil), la décision est prise d'interrompre le flashage et d'envoyer le feedback de la lettre sélectionnée.
Ce critère d'évaluation peut également être utilisé pour comparer l'information fournie par deux distributions de probabilité, ce qui permet de sélectionner le choix associé à la meilleure entropie. C'est ce principe que nous avons utilisé dans le mode compétition du jeu vidéo que nous avons développé. Après la classification, l'entropie des deux joueurs est comparée et c'est la sélection du joueur affichant la plus petite entropie qui est choisie par l'ordinateur.

4. Environnement logiciel

4.1. OpenViBE

Lors des expériences, les traitements temps-réels étaient réalisés dans le logiciel OpenViBE[78]. Ce logiciel a été développé par des chercheurs et ingénieurs de recherche dans le cadre du projet ANR du même nom (Renard et al., 2010).
Financé par l'agence nationale de la recherche (ANR), ce projet regroupait initialement des chercheurs de l'Inria et de l'Inserm, en partenariat avec *France Télécom*. OpenViBE pour *Open Virtual*

[78] http://openvibe.inria.fr/

Brain Environment est un environnement logiciel dédié à la conception, à l'évaluation et à l'utilisation d'interfaces cerveau-ordinateur. Il peut être utilisé pour acquérir, filtrer, discriminer et visualiser des signaux en temps-réel. OpenViBE est un logiciel libre et open-source. Il fonctionne sur les systèmes d'exploitation Windows et Linux, et est codé en langage C++.

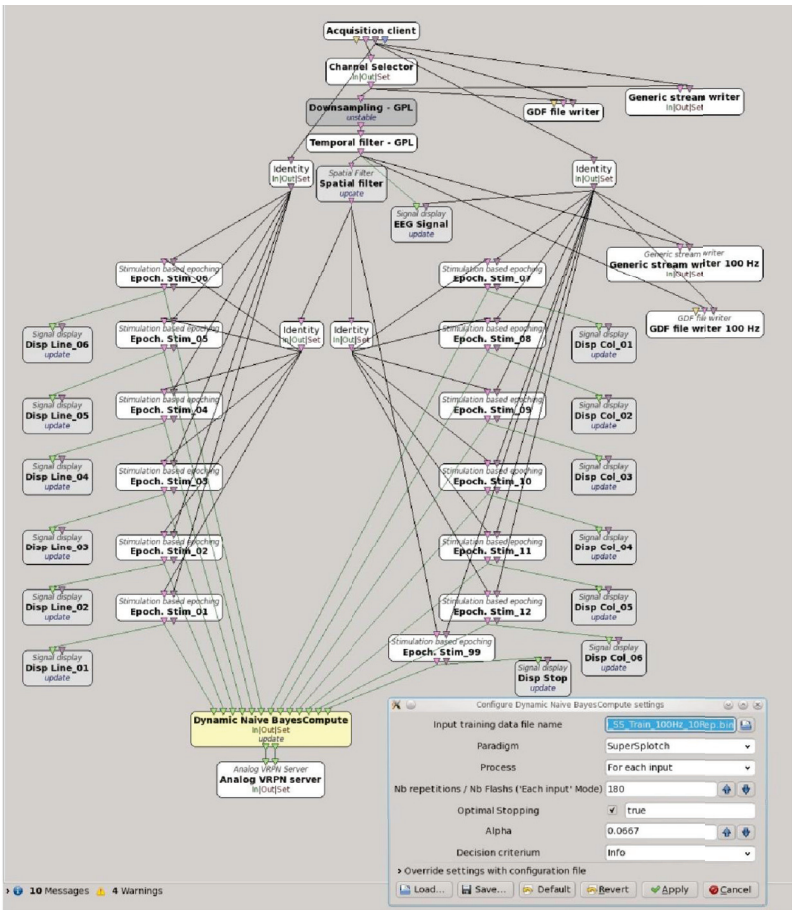


Figure 52 : Scénario OpenViBE utilisé pour l'étude 3 de cette thèse. Les différentes boites représentent les étapes du traitement temps-réel des données. La fenêtre en bas à droite correspond aux paramètres de configuration de la boite Dynamic Naive Bayes Compute (en jaune). Cette boite a été développée spécialement pour cette étude, par Emmanuel Maby.

Le logiciel dispose d'une interface graphique qui permet à des cliniciens ou à des chercheurs n'ayant pas de connaissance en programmation de l'utiliser facilement. Les scénarios permettant de réaliser des traitements en temps-réel se présentent sous la forme de boites reliées les unes aux autres. Chaque boite s'apparente à une étape de traitement telle que l'acquisition, le sous-échantillonnage, le filtrage, la classification des données, etc. (Figure 52). En cliquant sur une boite, il est possible de régler différents paramètres (fréquence de sous-échantillonnage, fréquence passe-haut et passe-bas pour le filtrage, chemin d'accès du fichier contenant les variables issues de l'étalonnage…).

4.2. MATLAB

Développé par la société *MathWorks*, MATLAB (pour *Matrix Laboratory*) est un environnement de développement destiné principalement au calcul matriciel. En effet, le logiciel est fourni avec un ensemble d'outils et de fonctions relatives au calcul matriciel, à la représentation de données, au traitement du signal, aux statistiques mais aussi à la création d'interfaces utilisateur.
Grâce à une grande communauté d'utilisateurs issus de milieux très divers, MATLAB dispose d'une multitude de composants (dits *toolbox*) adaptés à de nombreux domaines. De plus, l'utilisation

courante de ce logiciel dans le milieu de la recherche facilite grandement le partage des données et des méthodes d'analyse.
MATLAB s'appuie sur un langage de programmation propriétaire de type interprété, qui permet d'exécuter du code à la volée, c'est à dire ne nécessitant pas de compilation. Allié à sa facilité d'apprentissage et d'utilisation, il permet de réaliser des développements très rapidement, y compris pour des personnes peu habituées à la programmation. De plus, le langage MATLAB peut s'interfacer avec d'autres langages comme le C, C++, Java et Fortran afin de profiter de plus grandes performances. Des séquences d'instructions peuvent être sauvegardées dans des fichiers texte, typiquement avec l'éditeur MATLAB, sous la forme d'un script ou d'un fichier de fonction.

MATLAB permet notamment de réaliser hors ligne des traitements identiques à ceux mis en œuvre en temps-réel dans OpenViBE. Cela m'a permis d'évaluer a posteriori les performances (taux de lettres correctes) qu'il aurait été possible d'obtenir sur un jeu de données spécifique en utilisant un traitement en temps-réel différent (nombre de filtres spatiaux différents, correction automatique des erreurs, relecture en ne considérant que les *x* premières répétitions ou seulement *n* capteurs…).
MATLAB m'a également permis de simuler des données à partir des paramètres du modèle génératif appris sur un sujet réel (moyennes et variances des deux classes). Ces simulations m'ont notamment permis de tester hors ligne l'effet de la dilution d'erreur et l'effet de l'arrêt optimal des flashs, sur des données parfaitement identiques quelle que soit la condition.

Chapitre 8 :

Évaluation

Ce chapitre décrit les différents critères et méthodes d'évaluation que j'ai utilisés.

1. Évaluation objective

L'évaluation objective du P300-Speller repose sur des critères mathématiques liés aux résultats du classifieur. On peut toutefois distinguer ici l'évaluation de la performance première du P300-Speller de l'évaluation spécifique des améliorations méthodologiques que j'ai mises en œuvre, telles que la correction automatique ou le flashage adaptatif.

1.1. Évaluation de l'efficacité du P300-Speller

- Performance ou taux de lettres correctes

La mesure la plus utilisée dans le P300-Speller est celle du taux de lettres correctes. Si on assimile le P300-Speller à une tâche cognitive, cette variable représente la performance de l'utilisateur. Elle se calcule de manière très simple, en comparant les lettres obtenues par l'ICM aux lettres demandées à l'utilisateur. Toutefois, cette mesure ne prenant pas en compte le paramètre *temps*, son utilisation ne permet pas de comparer équitablement l'efficacité du P300-Speller à deux vitesses d'écriture différentes. En effet, si on diminue le nombre de flashs ou de répétitions, autrement dit si la machine doit s'appuyer sur moins d'observations pour prendre sa décision, on peut s'attendre à une dégradation de ses performances moyennes. C'est pourquoi, quel que soit le type d'ICM, de nombreux auteurs se sont attachés à quantifier le taux de transfert d'information pour définir la performance.

- Taux de transfert d'information ou *bit rate*

Le *bit rate (br)* permet de formaliser le compromis entre vitesse et précision que réalise l'implémentation particulière d'une ICM. La formule proposée par Wolpaw et al. (2000), s'appuie sur une mesure du nombre de bits qui combine le taux de bonne classification, le nombre de classes et le temps :

$$Nbits = \log_2(M) + p \cdot \log_2 p + (1-p) \cdot \log_2 \frac{1-p}{M-1} \qquad (10)$$

où M désigne le nombre de classes et p la performance du classifieur P300. Dans le cas du P300-Speller, M n'est pas le nombre de classes (2 : cibles et non cibles) car on n'évalue par directement la décision du classifieur sur chaque ligne et sur chaque colonne, mais la décision finale sur la lettre. Par conséquent, M est égal au nombre total de caractères, soit 36. Cette formule représente la différence entre l'entropie[79] théorique correspondant à une information transmise nulle (équiprobabilité des 36 items) et l'entropie observée en moyenne sur le jeu de données considéré.
Ce *bit rate* est ensuite rapporté à une unité de temps, généralement la minute. Selon l'objectif d'évaluation, il est nécessaire de considérer ou non l'intervalle inter-lettre dans le calcul du temps passé pour épeler un symbole. Pour une évaluation réelle de l'efficacité de l'ICM, il est nécessaire de tenir compte de cette pause, même courte. En revanche, pour une comparaison avec la littérature, il peut être préférable de ne pas tenir compte de cet intervalle, parfois très différent d'une étude à l'autre.

[79] L'entropie est expliquée dans le chapitre 7, section 3.

1.2. Évaluation de l'efficacité de la correction automatique

La correction automatique a nécessité de mettre en place d'autres critères d'évaluation. Chacun des trois critères présentés ci-dessous est associé à un aspect différent de la correction.

- Matrice de confusion

La matrice de confusion permet d'évaluer la qualité d'un système de classification. Dans notre cas, elle évalue l'efficacité de la détection des erreurs, ou plus généralement de la classification des réponses aux feedbacks. Elle se présente sous la forme d'un tableau à double entrée. En ligne, on représentera la prédiction faite par le classifieur (feedback positif ou négatif) et en colonne la réalité (essai correct ou incorrect) (Figure 53). Dans notre cas, la variable que l'on cherche à détecter est la lettre incorrecte. Une lettre incorrecte détectée par le classifieur est appelé « vrai positif » (ou TP pour *True positive*, ou *hit*). Une lettre incorrecte non détectée représente un « faux négatif » (ou FN pour *False negative*, ou *miss*). Une lettre correcte détectée comme étant une erreur par le classifieur est un « faux positif » (ou FP pour *false positive,* ou *false alarm*). C'est la pire des situations car elle est associée à une correction d'une lettre initialement correcte produisant forcément une erreur, ainsi qu'une frustration de la part de l'utilisateur. Enfin, une lettre correcte non détectée par le classifieur — autrement dit classée correctement — est un « vrai négatif » (ou TN pour *True negative,* ou *correct rejection*).

		Résultat	
		Erreur	Correct
Prédiction	Erreur	TP	FP
	Correct	FN	TN

		Feedback	
		Incorrect	Correct
Détection	Erreur	Le classifieur détecte une erreur. Le deuxième meilleur choix du classifieur remplace la lettre incorrecte.	Le classifieur détecte une erreur. Le deuxième meilleur choix du classifieur remplace la lettre qui en réalité était initialement correcte (pire cas).
	Correct	Le classifieur ne détecte pas d'erreur alors que le feedback est en réalité incorrect.	Le classifieur ne détecte pas d'erreur. Le fedback est effectivement correct (meilleur cas).

Figure 53 : Matrice de confusion pour un problème binaire général (gauche) et adaptée au problème de la détection d'erreurs dans le cas du P300-Speller (droite). Figure adaptée de Spuler et al. (2012).

Cette matrice de confusion permet de calculer plusieurs mesures qui caractérisent l'efficacité de la classification. Ces mesures sont comprises entre zéro et un.

Exactitude = (TP+TN)/(TP+TN+FP+FN) ; c'est l'efficacité globale du classifieur.
Sensibilité = TP/(TP+FN) ; c'est la capacité à détecter les feedbacks négatifs.
Spécificité = TN/(TN+FP) ; c'est la capacité à détecter les feedbacks positifs.
Précision = TP/(TP+FP) ; c'est la qualité des détections des feedbacks négatifs.

L'exactitude donne une estimation biaisée si le nombre d'essais par classe n'est pas équilibré. Considérons l'exemple extrême où le classifieur ne détecte aucune erreur et classe tous les essais comme des feedbacks positifs. Si la performance du P300-Speller est de 90%, l'exactitude sera de 0,9 et semblera excellente alors que la contribution de la détection d'erreur sera nulle. Dans ce contexte, le couple de paramètres « sensibilité et spécificité » est plus informatif.
Dans ce même cas, la précision peut également être utile : si elle ne dépasse pas la valeur de 0,5 la correction automatique ne pourra pas être efficace. En effet, une valeur de précision inférieure à 0,5 signifie que le nombre de lettres correctes malencontreusement détectées comme étant des erreurs est supérieur au nombre de lettres incorrectes judicieusement détectées. Autrement dit, dans le meilleur des cas, c'est-à-dire si toutes les lettres incorrectes détectées sont efficacement corrigées, la

performance finale sera équivalente à la performance qui aurait été observée sans correction automatique, avec une perte de temps liée à la correction.

- Taux de bonne correction

L'originalité de la méthode de correction proposée dans ma thèse consiste à remplacer la lettre corrigée par une autre lettre, plutôt que d'annuler la sélection ce qui entraine une perte de temps considérable liée à la nécessité pour le sujet de sélectionner à nouveau le caractère voulu. Le taux de bonne correction ou GCR (pour *Good correction rate*) évalue l'efficacité de la correction, indépendamment de celle de la détection des erreurs. Il correspond au pourcentage d'erreurs détectées qui ont été correctement corrigées. Il quantifie ainsi la qualité de la correction observée en temps-réel. Cependant, il devient peu informatif dans le cas d'une mauvaise détection des erreurs.
C'est pourquoi nous avons également utilisé une mesure que j'ai baptisée θ et qui correspond au taux global d'erreurs pour lesquelles la seconde lettre proposée par le classifieur-P300 était la lettre cible. Cet indice ne se restreint pas aux erreurs détectées par le classifieur des réponses aux feedbacks, mais considère toutes les erreurs observées au cours de l'expérience.

- Gain

In fine, l'objectif de la correction automatique est d'améliorer la lisibilité du texte. Le gain correspond à la différence de performances obtenues avec et sans correction. Notons qu'un gain de 1% est intéressant d'un point de vue théorique, mais peut ne pas plaire aux utilisateurs. En effet, ces derniers ne seront peut-être pas capables de percevoir un gain aussi faible, alors qu'ils auront forcément perçu la présence quasi-inéluctable de faux positifs qui est très énervante si elle n'est pas largement compensée par une bonne sensibilité associée à un bon GCR.

2. Évaluation subjective

L'évaluation subjective fait le plus souvent référence à l'utilisation de questionnaires individuels. C'est une démarche que j'ai utilisée pour chacune de mes expériences. Les sujets devaient répondre à plusieurs questions dont les réponses se mesuraient pour la plupart sur une échelle de 1 à 10. Les questions concernaient l'impression de contrôle de la machine, la difficulté de la tâche ou encore la motivation des sujets, etc.[80] Dans le cas du flashage adaptatif et de la correction automatique, leur préférence pour un mode ou un autre (avec ou sans correction, flashage fixe ou adaptatif) a également été évaluée par questionnaire.

[80] Les questionnaires et les consignes des trois expériences sont disponibles en annexe 3.

Chapitre 9 :

Statistiques

Les tests statistiques (tests d'hypothèses) permettent de valider une observation scientifique en associant un risque à une affirmation concernant les propriétés d'une variable statistique observée. Ce chapitre décrit brièvement les différents tests que j'ai utilisés, leur condition d'utilisation et les logiciels m'ayant permis de les appliquer, ceci afin de mieux appréhender l'apport et les conditions d'application de chacun d'entre eux.

1. Tests

1.1. Généralités sur les tests d'hypothèse

En statistiques, un test d'hypothèse est une démarche consistant à associer un risque au rejet d'une hypothèse, appelée hypothèse nulle, en fonction d'un jeu de données (échantillon) : si le risque est suffisamment faible, l'hypothèse nulle est rejetée, ce qui conduit dans la pratique à accepter l'hypothèse alternative qui est souvent celle qui nous intéresse. Il s'agit de statistique inférentielle : à partir de calculs réalisés sur des données observées, nous émettons des conclusions sur la population dont elles sont extraites.
Ce risque, dit de première espèce (ou erreur de type I) et traditionnellement noté α, correspond à la probabilité de rejeter l'hypothèse de départ (H0) à tort. Par exemple, dans le cas où l'on teste l'hypothèse que les moyennes de deux populations sont identiques (H0 : les moyennes sont égales, H1 : les moyennes sont différentes), le risque de première espèce correspond à la probabilité d'affirmer qu'il y a une différence (un effet) alors qu'il n'y en a pas.
Ces tests d'hypothèse comportent aussi un autre risque, le risque de seconde espèce (ou erreur de type II), traditionnellement noté β. Il correspond à la probabilité de ne pas rejeter l'hypothèse nulle (H0) alors qu'elle est fausse. Dans le cas où l'on teste l'égalité de deux moyennes, le risque de seconde espèce est la probabilité de ne pas rejeter l'hypothèse d'égalité des moyennes alors que celles-ci sont réellement différentes. La capacité d'un test à rejeter l'hypothèse nulle est traduite par sa puissance ($P = 1 - \beta$), où β est le risque de seconde espèce du test. C'est donc la probabilité de rejeter H0 lorsqu'elle est effectivement fausse. Notons que ce risque de seconde espèce est très difficile (ou impossible) à mesurer et est, dans la pratique, très peu souvent calculé.

Les tests peuvent être classés selon le paramètre que l'on veut tester (moyenne, variance, forme de la loi,…) ou la caractéristique (tendance centrale, dispersion,…), le type et le nombre de facteurs d'intérêt, l'existence d'hypothèses a priori sur les distributions des données, et le mode de constitution des échantillons.
On peut distinguer 3 principaux types de variables à expliquer :

- ✓ Une variable qualitative nominale prend un nombre fini de valeurs (modalités), il n'y a pas d'ordre entre ces valeurs. Exemple : le sexe (homme ou femme).
- ✓ Une variable qualitative ordinale prend un nombre fini de valeurs, il y a un ordre entre les valeurs. Exemple : la satisfaction (peu satisfait, satisfait, très satisfait). Il y a un ordre naturel entre les valeurs, mais nous ne pouvons pas quantifier les écarts.
- ✓ Une variable quantitative, discrètes (nombre d'enfants par exemple) ou continues (taille des enfants par exemple) : l'écart entre deux valeurs a un sens, elle est quantifiable et interprétable (existence d'une mesure).

Le type de données joue un rôle très important. Il circonscrit le cadre d'application des techniques. Pour tester un même paramètre, des tests différents seront utilisés selon le type de données.
On parle de tests paramétriques lorsque le test est lié à un ou plusieurs paramètres d'une loi de probabilité. Dans ce cas, les paramètres de la loi sont estimés à partir des caractéristiques de l'échantillon (la moyenne et la variance par exemple). Pour appliquer ces tests, il est nécessaire de vérifier au préalable (ou au moins d'avoir des arguments plausibles) que la loi de probabilité possède bien les caractéristiques requises et que l'échantillon permet d'obtenir une estimation correcte des paramètres de cette loi.
Les tests non paramétriques ne font que des hypothèses faibles sur la distribution sous-jacente des données puisqu'ils n'utilisent pas de paramètres de la loi.
Lorsque les données sont quantitatives, la plupart des tests non paramétriques sont fondés sur un classement des valeurs. L'appellation tests de rangs est souvent rencontrée.

Les tests non paramétriques élargissent le champ d'application des procédures statistiques. En contrepartie, ils sont moins puissants que les tests paramétriques lorsque les hypothèses sur la loi de probabilité de la variable sont valides.

1.2. Analyse de variance

L'analyse de variance ou ANOVA est un test **paramétrique** qui évalue si plusieurs échantillons sont issus de populations qui ont une même moyenne (hypothèse nulle) ou s'ils proviennent de populations avec des moyennes différentes (hypothèse alternative). Ce test statistique permet d'évaluer simultanément l'effet de différents facteurs explicatifs et de leurs interactions. Pour cela, le test évalue la part de variance dans le jeu de données associée à chacun des effets d'intérêt, ainsi que la variance résiduelle.
On pose l'hypothèse fondamentale que les résidus suivent une loi normale : $\epsilon = \mathcal{N}(0, \sigma^2)$.
Les variables explicatives peuvent être de deux natures différentes :

- Les facteurs à effet fixe : facteurs dont les n modalités sont les seules possibles. Si l'on recommence l'expérience, on obtiendra les mêmes « valeurs » pour ces modalités. Par exemple, la condition expérimentale et le sexe sont des effets fixes. La plupart des effets étudiés sont des facteurs à effet fixes.
- Les facteurs à effet aléatoire : facteurs pour lesquels tous les niveaux possibles ne sont pas considérés dans l'expérience ; les niveaux du facteur sont extraits de la population de manière aléatoire. Par exemple, le facteur « sujet » est un facteur aléatoire car si l'expérience est répétée, les sujets seront différents, et l'effet sur la variable à expliquer sera inconnu et non prédictible. La description de facteurs aléatoires permet de tenir compte de la variabilité entre les sujets.

Les modèles qui prennent en compte à la fois des facteurs à effet fixe et des facteurs à effet aléatoire sont appelés modèles mixtes (pour plus de détails sur les modèles mixtes, voir section 1.3 de ce chapitre, et voir Pinheiro and Bates, 2000).

Le test d'ANOVA repose sur le test de Fisher. Il pose l'hypothèse que les données suivent une distribution normale, que les facteurs sont indépendants les uns des autres et que les variances sont équivalentes dans les différents échantillons (homoscédasticité).
Le test calcule pour chaque facteur la somme des carrés des écarts interclasses $SCE_{facteur}$ (i.e. entre les échantillons associés à chacune des valeurs que peut prendre le facteur étudié) et intraclasse $SCE_{résidu}$ (i.e. entre les différentes valeurs de chaque échantillon). Ces SCE sont divisées par leur nombre de degrés de liberté[81] $DDL_{facteur}$ et $DDL_{résidu}$ pour donner des estimateurs de la variance ${S^2}_{facteur}$ et ${S^2}_{résidu}$ (Figure 54). La valeur F du test de Fisher correspond au rapport de l'estimateur de la variance interclasse sur l'estimateur de la variance intra-classe.

Source de la variance	Sommes des carrés des écarts	Degrés de liberté	Variance	F	p-value
Inter-classes	SCE_{facteur}	DDL_{facteur}	$S^2_{\text{facteur}} = \frac{SCE_{\text{facteur}}}{DDL_{\text{facteur}}}$	$F = \frac{S^2_{\text{facteur}}}{S^2_{\text{residu}}}$	$P_{H_0}(F > F_{obs})$
Intra-classe	SCE_{residu}	DDL_{residu}	$S^2_{\text{residu}} = \frac{SCE_{\text{residu}}}{DDL_{\text{residu}}}$		
Total	SCE_{total}	DDL_{total}			

Figure 54 : Table d'ANOVA résumant les calculs nécessaires à l'analyse de variance. Source : Wikipédia.

[81] Le degré de liberté (DDL) se calcule en soustrayant 1 au nombre de valeurs que peut prendre la variable. Par exemple, $DDL_{facteur-Sexe}$ = 2-1 = 1 ; $DDL_{résidu}$= nombre de mesures par groupe - 1.

1.3. Modèles linéaires

Dans la pratique, la première étape d'une analyse de la variance consiste à écrire le modèle théorique en fonction de la problématique à étudier. Le modèle général s'écrit :

$$y = \mu + f(i, j, k, \dots) + \epsilon \quad (11)$$

avec Y la variable à expliquer, μ une constante, $f(i, j, k, \dots)$ une relation entre les variables explicatives $i, j, k, \dots$ et ϵ l'erreur de mesure ou résidu qui regroupe tout ce qui n'aura pas pu être modélisé par les variables explicatives.
Alors que l'analyse de variance classique opère sur un modèle fixé a priori, il est parfois nécessaire d'ajuster ce modèle aux données. C'est le cas lorsque les conditions d'application de l'ANOVA ne sont pas respectées sur le modèle fixé a priori : lorsque les données ne suivent pas une loi normale, ne respectent pas la contrainte d'homoscédasticité ou lorsque le nombre de mesures n'est pas identique d'un sujet à l'autre.
La construction du modèle se fait alors par étape afin d'ajuster au mieux le modèle aux données, sans multiplier de manière excessive le nombre de facteurs. Ceci aurait pour effet de rendre le modèle trop spécifique au jeu de données, et non généralisable à une population plus large (on parle alors de surapprentissage). Pour construire un modèle, le plus simple est de considérer le modèle le plus complexe tenant compte de tous les effets possibles et de toutes leurs interactions et de le simplifier petit à petit, jusqu'à trouver le bon compromis entre précision et complexité. Une des réponses apportées par les statisticiens au problème de la sélection de modèles est la minimisation d'un critère pénalisé. Les plus utilisés sont par exemple le critère d'Akaike (AIC, pour *Akaike Information Criterion*) ou le critère Bayésien de Schwartz (BIC, pour *Bayesian Information Criterion*). Ces deux critères permettent de construire un classement des modèles statistiques en tenant compte du principe de parcimonie qui plaide en faveur du modèle le plus simple pour expliquer les observations. Ces critères donnent une indication du ratio entre le nombre de paramètres utilisés pour modéliser les données, et l'ajustement du modèle aux données. Toutefois, ces critères ne reflètent pas la notion de « vrai modèle » par rapport aux données, mais seulement du « meilleur » modèle parmi les modèles comparés. Il n'existe pas de valeur seuil pour laquelle on accepte ou non un modèle, toutefois il existe des heuristiques permettant d'évaluer le risque lié au choix d'un modèle par rapport un autre (Kass and Raftery, 1995). Il est toujours possible que le modèle ne soit pas correct et qu'il existe un facteur de variabilité inconnu (ou supposé a priori inutile) qui ne soit pas intégré dans le modèle. Il est conseillé d'analyser la normalité de la distribution des résidus (ou a minima de la visualiser graphiquement) pour rechercher ce type de biais. Les résidus doivent suivre une loi normale de type $\mathcal{N}(0, \sigma^2)$.

Pour l'analyse des données de ma première expérience, j'ai adapté un modèle mixte à mes données, car le nombre de mesures par condition était très différent d'un sujet à l'autre et entre conditions. Ce modèle a été utilisé pour évaluer les effets de la valence du feedback, du niveau attentionnel, de l'erreur de prédiction et de la session (facteurs à effets fixe) sur des données électrophysiologiques (variables dépendantes ou à expliquer), en tenant compte de l'effet du facteur aléatoire « sujet ».

1.4. Test-t

Le test-t, ou test de Student désigne un ensemble de tests d'hypothèses **paramétriques** destinés à comparer la moyenne d'une variable soit à une valeur de référence soit à la moyenne de cette variable dans une autre population.
Soit un échantillon de *n* observations d'une variable aléatoire qui suit une loi normale, la moyenne de cet échantillon suit une loi dite de Student et est un estimateur sans biais de la moyenne dans la

population d'où provient l'échantillon. Ce test exige donc que la variable suive une loi normale et que la variance soit égale dans les deux populations. Ce test de Student peut être utilisé de deux manières :

- Comparaison de deux échantillons provenant de populations différentes (i.e. données **indépendantes**). L'hypothèse nulle est alors : les moyennes dans les deux populations sont identiques. L'hypothèse alternative considère soit que les deux moyennes sont différentes (test symétrique) soit que l'une est plus grande que l'autre (test asymétrique).
- Comparaison d'une moyenne à une valeur de référence. L'hypothèse nulle est alors : la moyenne dans la population dont l'échantillon est extrait est égale à la valeur de référence. Un cas particulier, très largement rencontré, est le test sur des « données **appariées** » : on effectue deux mesures sur un même individu. On calcule alors la différence pour chaque individu et l'on pose comme hypothèse nulle que la moyenne des différences est égale à 0. L'hypothèse alternative choisie est généralement que la moyenne des différences est différente de 0 (test symétrique).

Le test-t est un cas limite de l'ANOVA à un facteur ne comportant que deux niveaux.
J'ai utilisé le test-t dans SPM dans le cadre de mes analyses électrophysiologiques. Au niveau des capteurs, ce test m'a permis d'identifier les fenêtres temporelles et spatiales pour lesquelles l'activité était significativement différente pour deux conditions données. Au niveau des sources, il m'a permis d'identifier les régions cérébrales dont l'activité était significativement différente de zéro, et les régions où l'activité était significativement différente entre deux conditions données.

1.5. Test de Mann-Whitney

Ce test est le pendant **non paramétrique** du test de Student pour échantillons **indépendants**, lorsque les conditions d'utilisation de ce dernier ne sont pas respectées (distribution normale de la variable, égalité des variances dans les deux groupes). Ce test consiste à ranger toutes les valeurs (des deux groupes) par ordre décroissant puis à faire la somme des rangs pour chacun des groupes : si les deux populations sont identiques, les sommes sont proches. Si ces sommes sont trop différentes, on pourra conclure que les populations diffèrent. Ce test va donner des résultats analogues à ceux du test de Student mais sans avoir à estimer les moyennes.
Mes observations comportementales (réponses à des questions sur l'expérience sur une échelle de 1 à 10, performance au P300-Speller…) ne suivant pas une loi normale, j'ai utilisé ce test pour étudier l'effet du groupe sur ces variables indépendantes. Les deux sous-groupes de sujets étaient définis par une spécificité de détection des erreurs bonne (>0.85) ou mauvaise (<0.75). Par exemple j'ai testé l'effet du groupe (bonne vs. mauvaise spécificité) sur la variable comportementale « motivation des sujets » (auto-évaluée lors d'un questionnaire post-expérience).

1.6. Test de Wilcoxon

C'est une alternative **non paramétrique** au test de Student « **apparié** » lorsque les conditions d'utilisation de ce dernier ne sont pas respectées. De fait, ce test permet aussi de comparer des différences à 0 mais sans avoir à estimer les paramètres de la loi, ce test est donc non paramétrique.
J'ai utilisé ce test pour évaluer l'effet de différentes conditions expérimentales (mode de stimulation, type de décision…) sur des variables comportementales appariées (performance au P300-Speller, nombre de flashs nécessaire en moyenne pour épeler une lettre, *bit rate*) ne suivant pas une loi normale.

1.7. Test de Friedman

Le test de Friedman est le pendant **non paramétrique** de l'ANOVA à mesures répétées. Il teste l'hypothèse nulle que ***k* variables appariées (lorsque *k*>2)** proviennent de la même population. L'hypothèse alternative est que les facteurs (différents traitements par exemple) n'ont pas chacun le même effet sur la variable à expliquer. Le test calcule le rang des facteurs pour chacun des *n* sujets, ainsi qu'une valeur découlant de ces rangs qui suit — si *k* et *n* sont suffisamment grands — une loi de Chi-deux à un degré de liberté.
J'ai utilisé ce test pour évaluer l'effet d'un facteur à trois niveaux (la session : sessions 1, 2 et 3) sur la performance au P300-Speller.

1.8. Test de McNemar

Le test de McNemar est un test **non paramétrique** qui permet de comparer deux **proportions** sur un même échantillon, c'est-à-dire sur des données **appariées**. L'hypothèse nulle est que les deux proportions sont identiques et le risque de rejeter à tort cette hypothèse est calculé à l'aide d'une valeur qui suit une loi de Chi-deux à un degré de liberté. Ce test s'utilise notamment pour évaluer l'effet d'un traitement sur une maladie. La variable est alors le statut de chaque individu (malade vs. sain), et la mesure est effectuée sur la même population avant et après traitement.
J'ai utilisé ce test pour évaluer l'effet de la dilution d'erreur sur la proportion d'une variable binaire (lettre incorrecte ou correcte, 0 ou 1) obtenue à partir de données simulées exploitées de deux manières différentes.

2. Environnement logiciel

2.1. SPM

Le logiciel SPM (pour Statistical parametric mapping) a été développé pour l'analyse de données d'imagerie cérébrale. Développée par le *Wellcome Department of Imaging Neuroscience* de l'*University College London*, SPM est un logiciel libre écrit en MATLAB. La version actuelle de SPM est conçue pour l'analyse de données d'IRMf, de TEP, d'EEG et de MEG.
Concernant le traitement de données EEG et MEG, le logiciel SPM permet de visualiser les décours temporels et les cartographies, de réaliser divers prétraitements sur ces données (filtrage, correction par une ligne de base…), de faire de la reconstruction de source sur chacune des modalités ou sur les deux modalités fusionnées, et de réaliser des tests statistiques sur les capteurs et sur les sources.
J'ai utilisé ce logiciel pour calculer la reconstruction de sources et les statistiques sur ces données. J'ai également utilisé SPM pour identifier statistiquement les fenêtres temporelles pour lesquelles l'activité sur les capteurs était différente selon la valence du feedback.

2.2. R [82]

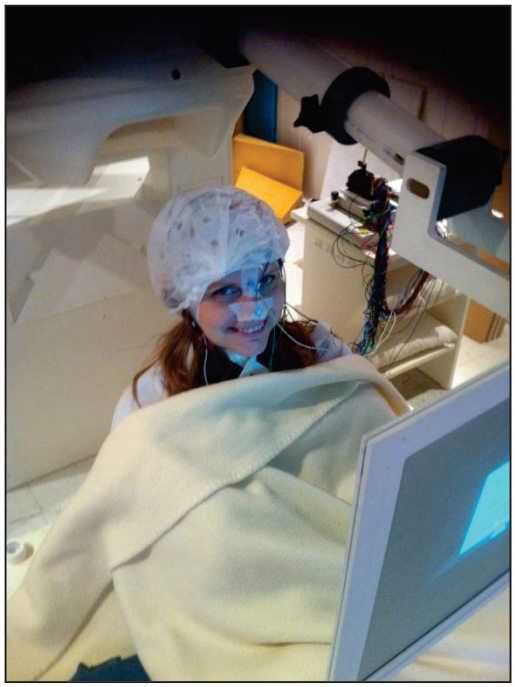
R est un langage de programmation et un environnement mathématique utilisé pour le traitement de données et l'analyse statistique[83]. C'est un projet GNU[84] fondé sur le langage S et sur

[82] Cette partie est largement inspirée de l'article Wikipédia sur R.
[83] http://www.r-project.org/

l'environnement développé dans les laboratoires Bell par John Chambers et ses collègues. R dispose également de nombreuses fonctions graphiques.
R est un logiciel libre distribué selon les termes de la licence GNU GPL et est disponible sous GNU/Linux, FreeBSD, NetBSD, OpenBSD, Mac OS X et Windows. R représente aujourd'hui l'un des objectifs techniques majeurs de la communauté GNU.
Si R dispose dans sa version de base de la plupart des fonctionnalités utiles pour la statistique de base, ses possibilités deviennent énormes dès qu'on utilise les paquets (ou « extensions »), généralement écrits en R et mis librement à disposition. Ces paquets couvrent un très large spectre allant de la statistique multivariée aux méthodes de ré-échantillonnage, de l'économétrie à la biométrie, des modèles de régression sur séries chronologiques aux modèles à équations simultanées, en passant par l'analyse de données écologiques, sans oublier l'approche bayésienne.
J'ai utilisé ce logiciel dans ma première expérience pour construire un modèle mixte et l'adapter au mieux à mes données. Cette analyse a été effectuée dans le but d'évaluer les effets de la valence du feedback, du niveau attentionnel, de l'erreur de prédiction et de la session (facteurs à effets fixe) sur des données électrophysiologiques (variables dépendantes ou à expliquer), en tenant compte de l'effet du facteur aléatoire « sujet ».

[84] Projet informatique dont les premiers développements ont été réalisés en janvier 1984 par Richard Stallman pour développer le système d'exploitation GNU. Le projet est maintenu par une communauté de hackers organisée en sous-projets. Chaque brique du projet est un logiciel libre dont la finalité est de s'inscrire dans une logique cohérente avec l'ensemble des sous-projets en vue de la réalisation d'un système d'exploitation complet et entièrement libre.

Partie expérimentale



Comme motivée au chapitre 5, la démarche d'améliorer une interface cerveau-machine passe notamment par l'étude des possibilités d'adaptation de la machine, lesquelles peuvent s'appuyer sur des innovations algorithmiques ou bien exploiter certaines réponses électrophysiologiques qui reflètent l'adaptation du sujet lui-même à cette nouvelle interaction. Ainsi, il convient d'une part d'étudier la perception du sujet dans ce contexte particulier, et d'autre part d'explorer la possibilité de mettre en œuvre une capacité d'adaptation de la machine. C'est, du point de vue de l'expérimentateur, se placer « coté cerveau » ou « coté machine », respectivement, selon que l'on s'intéresse à l'un ou à l'autre pour mieux comprendre et améliorer l'interaction.
Enfin, dans une boucle fermée, il est naturel que le sujet s'adapte à toute modification apportée au fonctionnement de la machine et notamment à ce qui a été conçu pour la rendre flexible et plus performante. J'ai aussi abordé ces effets qui découlent pleinement de l'interaction cerveau-machine.

Ces trois axes, « côté cerveau », « côté machine » et « interaction cerveau-machine » sont difficiles à aborder de manière complètement distincte et séquentielle. En revanche, il est possible de les étudier à travers une suite d'expériences contrôlées, chacune mettant en jeu un ou plusieurs aspects de ces facteurs qui sont appelés à agir et interagir dans le cadre d'une ICM pour la communication.

Ces trois axes fournissent ainsi une grille de lecture de toutes les expériences que j'ai menées.
Mon travail s'articule autour de trois expériences principales et deux études préliminaires et complémentaires à visées plus applicatives, comme suit.

Expérience 1 (Figure 55, B) :
Dans cette première expérience, nous avons étudié, hors ligne, les réponses aux feedbacks et leurs modulations. Cela correspond à l'axe 1 : côté cerveau.
D'autre part, nous avons évalué, toujours hors ligne, la classification des réponses aux feedbacks en essai unique, dans la perspective d'une correction automatique des erreurs. Cela correspond à l'axe 2 : côté machine.
L'intégralité de l'expérience 1 est présentée dans le chapitre 10 : Étude hors ligne des réponses aux feedbacks.

Expérience 2 (Figure 55, C) :
Dans cette deuxième expérience, nous avons évalué, en ligne, trois apports méthodologiques :

- un nouveau classifieur dynamique (évalué hors ligne au préalable sur un précédent jeu de données),
- un nouveau mode de stimulation par groupes de lettres dispersées, plutôt que par lignes et par colonnes (évalué hors ligne au préalable grâce à des simulations),
- une correction automatique des erreurs (évalué hors ligne au préalable dans l'expérience 1).

Cela correspond à l'axe 2 : côté machine.
Par ailleurs, nous nous sommes intéressés à la perception qu'avaient les utilisateurs de cette correction automatique, ainsi qu'à l'origine de la variabilité interindividuelle dans la capacité de la machine à correctement détecter les erreurs. Cela correspond à l'axe 3 : interaction cerveau-machine.
Ces deux aspects de l'expérience 2 sont présentés dans le chapitre 11 : étude en ligne d'ICM adaptatives et de leurs effets sur l'utilisateur.
Enfin, cette même expérience, menée en EEG et MEG simultanément, nous a permis d'étudier hors ligne, au niveau cortical, les réponses aux feedbacks. Cette approche s'insère dans l'axe 1 : côté cerveau. Elle fait l'objet du chapitre 12 : Vers une meilleure caractérisation des réponses aux feedbacks : reconstruction simultanée en EEG/MEG.

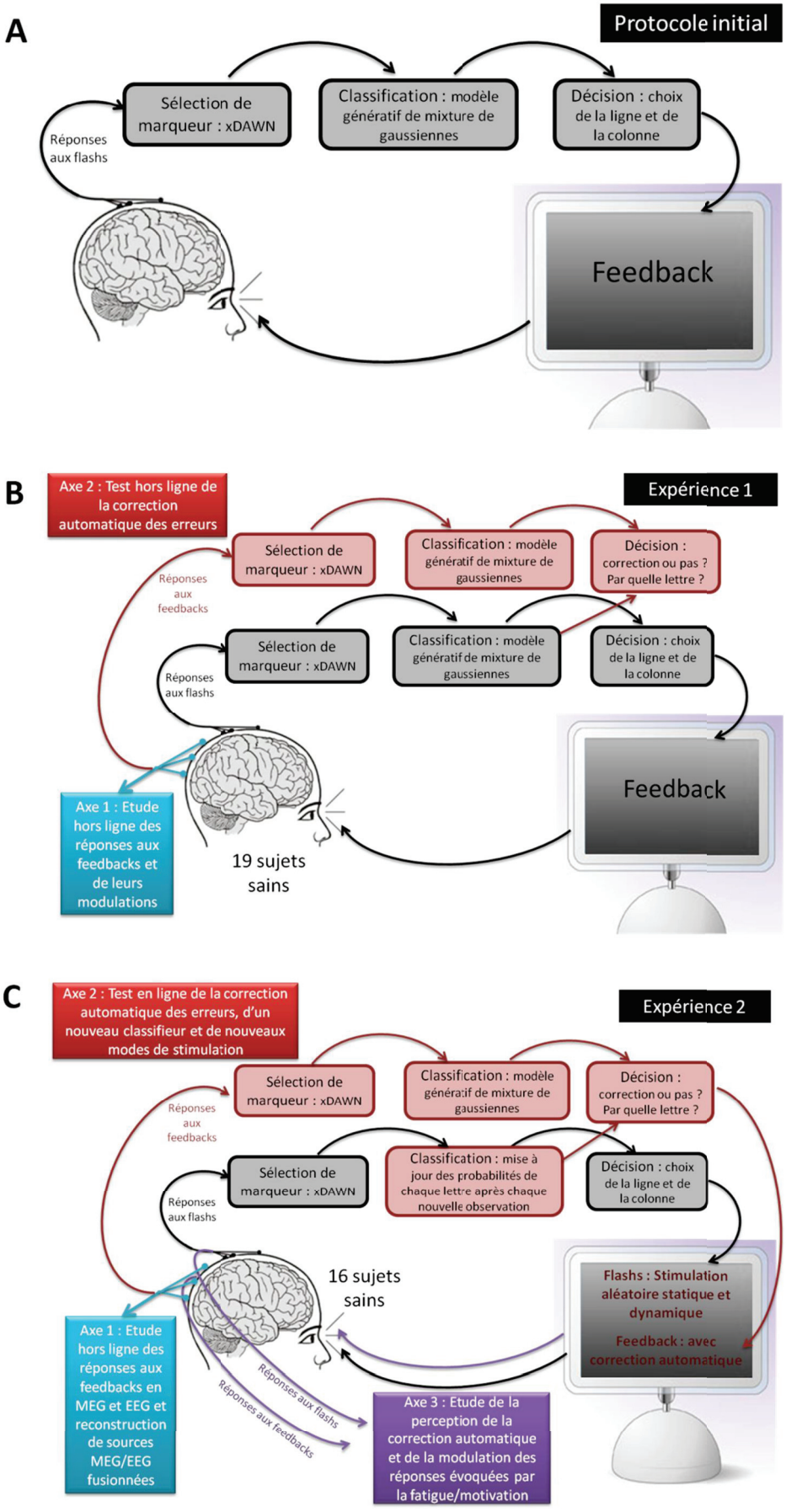


Figure 55 : Schéma du protocole initial (A), du protocole expérimental de l'étude 1 (B) et de l'étude 2 (C). En bleu : axe 1, côté cerveau. En rouge : axe 2, côté machine. En violet : axe 3, interaction cerveau-machine.

Expérience 3 (Figure 56, A) :

Pour la dernière expérience, nous avons proposé une approche originale consistant à doter la machine d'une capacité de décision adaptative. Après un test hors ligne sur une expérience précédente, nous avons comparé, en ligne, cette approche s'appuyant sur un critère de mesure de l'information, à une approche classique (statique), s'appuyant sur un critère purement temporel. Cette démarche répond à l'axe 2 : côté machine.

A l'aide de ces mêmes données, hors ligne, nous avons également évalué l'influence du critère utilisé en temps-réel sur la motivation des utilisateurs. Nous avons pu enfin interpréter ces effets d'après les préférences exprimées par les sujets quant au mode de fonctionnement de la machine. Ces questions relèvent de l'axe 3 : interaction cerveau-machine.

Ces résultats de l'expérience 3 sont également présentés dans le chapitre 11 : Étude en ligne d'ICM adaptatives et de leurs effets sur l'utilisateur.

Application clinique (Figure 56, B) :

Le P300-Speller, tel qu'il était avant les expériences 2 et 3, a été testé chez une patiente souffrant de syndrome d'enfermement. Nous avons comparé les réponses aux flashs cibles et non-cibles de cette patiente avec celles de sujets sains. Cela rejoint l'axe 1 : côté cerveau.

D'autre part, nous nous sommes intéressés à la répartition des erreurs sur la matrice. Cela a motivé le nouveau type de stimulation par groupes de lettres. C'est donc relié à l'axe 2 : côté machine.

Les résultats de cet essai clinique très instructif auquel j'ai participé, sont présentés dans le chapitre 13 : Vers des applications du P300-Speller.

Application ludique (Figure 56, C) :

Enfin, dans une étude préliminaire, nous avons mis en place un jeu vidéo permettant une interaction cerveau-machine impliquant deux participants ou joueurs. De ce point de vue, cela s'inscrit dans l'axe 2 : côté machine.

Grâce à ce nouveau mode d'interaction, nous avons commencé à étudier l'effet de la motivation sur les réponses aux flashs cibles et non-cibles, ce qui correspond à l'axe 3 : interaction cerveau-machine.

Cette expérience est également présentée dans le chapitre 13 : Vers des applications du P300-Speller.

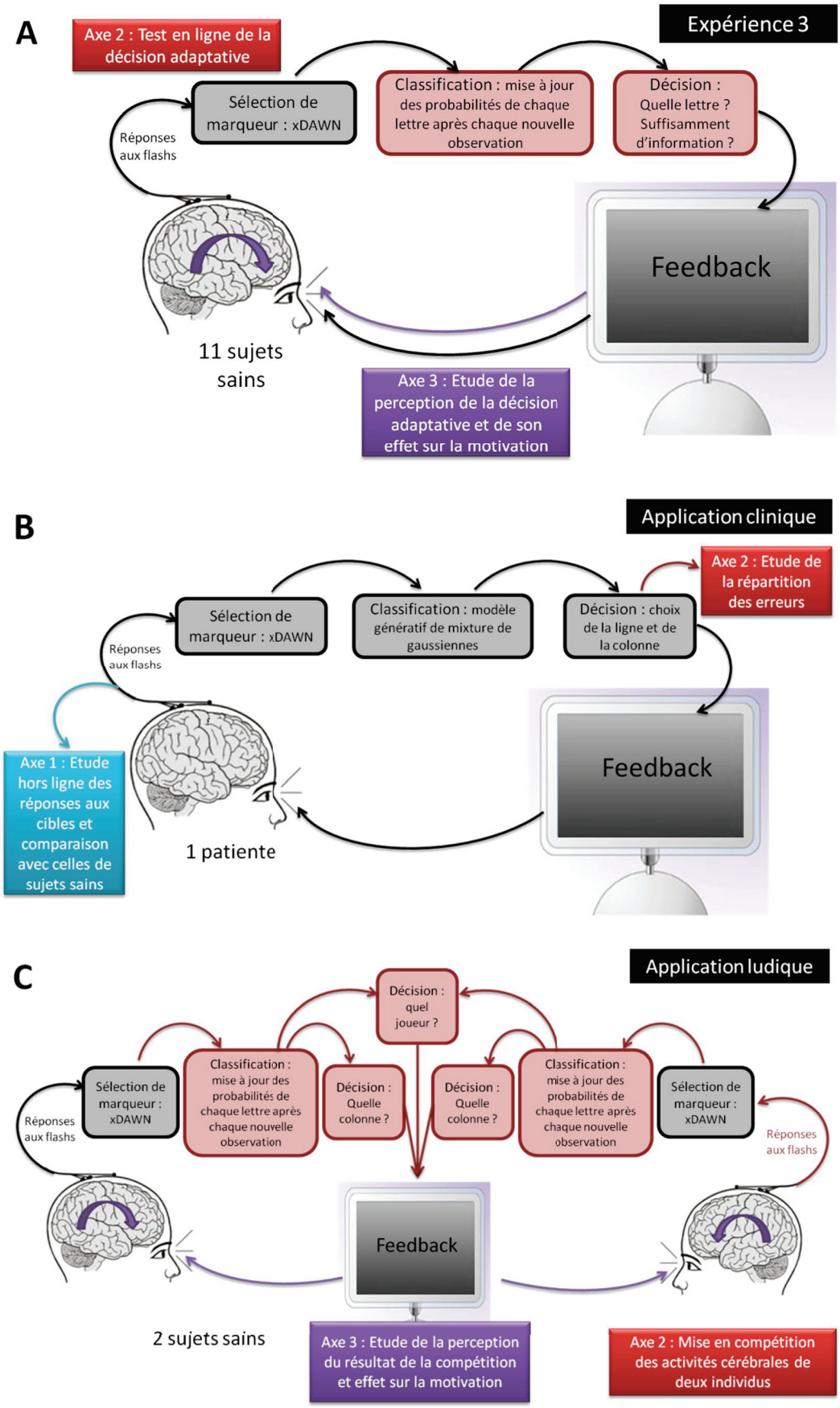


Figure 56 : Schéma du protocole expérimental de l'étude 3 (A), et des applications clinique (B) et ludique (C). En bleu : axe 1, côté cerveau. En rouge : axe 2, côté machine. En violet : axe 3, interaction cerveau-machine.

Chapitre 10 :

Étude hors ligne des réponses aux feedbacks

A travers cette première expérience, j'ai étudié les réponses aux feedbacks dans le cadre de l'ICM qu'est le P300-Speller. En effet, les réponses aux feedbacks sont connues dans le domaine des sciences cognitives, mais les seules rares études s'y intéressant dans le domaine des ICM portent essentiellement sur leur détection en essai unique, mais pas sur leur caractérisation dans le contexte particulier des ICM. Dans cette première expérience, j'ai ainsi étudié les modulations des réponses aux feedbacks par différents facteurs, dans le contexte particulier d'une interface cerveau-machine. Hors ligne, j'ai également testé nos algorithmes de traitement en temps-réel (filtre spatial et classification) sur les réponses aux feedbacks, afin d'évaluer les possibilités de détection des erreurs en temps-réel dans ce type de protocoles. Enfin, j'ai proposé une nouvelle méthode d'utilisation de cette détection automatique.

1. Expérience 1 : protocole expérimental

Dix-neuf sujets sains ont participé à cette étude. Après une courte phase d'étalonnage (25 symboles à trois répétitions), les sujets devaient épeler grâce au P300-Speller trois séries de 24 mots de cinq lettres, toujours à l'aide de trois répétitions. Le protocole utilisé était le protocole classique, en lignes et colonnes, sur une matrice de 36 caractères (les 26 lettres, 9 chiffres et le signe « _ » pour représenter un espace). La consigne était de porter son attention sur la lettre du mot à épeler, et de compter systématiquement le nombre de fois que la lettre était flashée. À la fin d'une série de flashs, une lettre (celle choisie par l'ordinateur : le feedback) apparaissait en haut de l'écran.

Alors que les sujets pensaient que les lettres apparaissant à l'écran étaient le reflet de leur activité cérébrale, celles-ci étaient en réalité totalement prédéterminées. De manière randomisée entre les sujets, 20% d'erreurs étaient prévues pour chacun d'entre eux. Précisément, 50% des mots contenaient exactement une erreur, 25% des mots contenaient deux erreurs, et les 25% restants ne contenaient aucune erreur. De cette manière, les sujets pouvaient apprendre de manière implicite la probabilité d'apparition d'une erreur dans un mot. Notamment, la survenue d'une deuxième erreur dans un mot correspondait à un évènement négatif inattendu, tandis qu'un feedback correct à la dernière lettre, après quatre lettres justes dans le même mot, correspondait à un évènement positif inattendu. À l'inverse, la survenue d'une première erreur dans un mot correspondait à un évènement négatif attendu, de même qu'un feedback correct à la dernière lettre, alors qu'une erreur était apparue parmi les quatre premières lettres, correspondait à un feedback positif attendu.

Les données EEG ont été acquises à 1000 Hz avec un système BrainAmp 32 voies, l'électrode de référence posée sur le nez, et la masse sur le front. En temps-réel, les données étaient sous-échantillonnées à 100Hz et filtrées entre 1 et 20 Hz dans OpenViBE. Les filtres spatiaux calculés à partir des données d'étalonnage étaient ensuite appliqués à chaque bloc de données de 600 ms synchronisé sur l'instant de début des flashs et moyenné à travers les répétitions. Le classifieur était ensuite appliqué de manière indépendante sur les données associées aux lignes, et sur les données associées aux colonnes.
La ligne et la colonne de probabilité maximale étaient identifiées en temps-réel, pour dévoiler à l'expérimentateur le choix réel résultant de la commande cérébrale, tandis qu'était envoyé au sujet un retour prédéterminé et indépendant de l'activité cérébrale.

Ainsi les quatre situations suivantes pouvaient se produire :

- La lettre affichée est correcte et, en réalité, l'activité cérébrale avait permis d'identifier la bonne lettre (concordance : feedback correct – réponse correcte)
- La lettre affichée est incorrecte, alors qu'en réalité l'activité cérébrale avait permis d'identifier la bonne lettre (discordance : feedback incorrect – réponse correcte)
- La lettre affichée est correcte, alors qu'en réalité l'activité cérébrale n'avait pas permis d'identifier la bonne lettre (discordance : feedback correct – réponse incorrecte)
- La lettre affichée est incorrecte, et en réalité l'activité cérébrale n'avait pas permis d'identifier la bonne lettre (concordance : feedback incorrect – réponse incorrecte)

La manipulation du feedback était implicite et se produisait à l'insu des sujets qui croyaient qu'ils commandaient réellement la machine. À la fin de l'expérience, il était demandé aux sujets de remplir un questionnaire évaluant diverses impressions sur la tâche, notamment leur sentiment de contrôle sur la machine, leur motivation, et la difficulté de la tâche.

2. Réponses aux feedbacks et modulations

Après nettoyage des données[85], un contraste entre les réponses aux feedbacks corrects et incorrects a été réalisé dans SPM8 à l'aide d'un test-t. Outre la confirmation de la présence de réponses aux feedbacks identiques aux réponses enregistrées dans des tâches cognitives plus classiques et nécessitant une réponse motrice, cette étape a permis d'identifier les fenêtres temporelles présentant des différences entre les deux conditions.
Une première fenêtre identifiée entre 250 et 310 ms correspondait aux latences, aux dynamiques et aux topographies attendues pour la FRN/FCRP, tandis qu'une seconde fenêtre (380-750 ms) correspondait à un ensemble formé de la P300 (380-460 ms) et d'une négativité plus tardive (460-750 ms). L'activité enregistrée et moyennée sur une sélection de capteurs appropriée, pour les fenêtres temporelles correspondant à la FRN /FCRP et à la P300 respectivement, a ensuite été extraite essai par essai.

Deux effets principaux ont alors été testés sur ces données :
- l'effet de l'erreur de prédiction, via la comparaison entre deux types de feedbacks :
  - les feedbacks (positifs et négatifs) peu attendus : deuxième erreur dans un mot ou cinquième lettre du mot correcte alors que les quatre premières lettres étaient déjà correctes
  - les feedbacks (positifs et négatifs) plus prédictibles : première erreur d'un mot, ou cinquième lettre correcte lorsqu'une erreur est présente parmi les quatre lettres précédentes
- l'effet de l'état attentionnel, via la comparaison entre deux types de feedbacks :
  - les feedbacks (positifs et négatifs) associés à un état de vigilance élevé : réponses correctes
  - les feedbacks (positifs et négatifs) associés à un état de vigilance élevé : réponses incorrectes

En effet, par essence de l'état manipulé dans le P300-Speller, un certain niveau de vigilance est nécessaire pour que la réponse soit correctement interprétée par l'ordinateur. De même, les erreurs peuvent généralement être attribuées à une baisse du niveau de vigilance.

Les résultats ont montré un effet attentionnel sur la FRN (plus ample pour les réponses correctes), ainsi qu'un effet de l'erreur de prédiction sur la FCRP et sur la P300 (plus amples pour les réponses moins attendues). Cet effet de l'erreur de prédiction avait déjà été décrit dans plusieurs études n'impliquant pas d'ICM. Notamment, l'obtention d'un effet plus important sur la FCRP par rapport à la FRN conforte les résultats d'Eppinger et al. (2008). En revanche, l'effet attentionnel n'avait, à ma connaissance, jamais été testé sur les réponses aux feedbacks. En effet, de telles conditions expérimentales sont difficiles à réunir dans une approche classique, à savoir : dissocier la valence du feedback du niveau attentionnel du sujet, sans que l'utilisateur ne soupçonne un biais dans l'envoi des feedbacks. L'utilisation d'une ICM est tout à fait propice à la mise en place d'une telle situation, puisque les réponses fournies par l'ordinateur sont censées être liées à l'activité cérébrale de l'utilisateur, une réponse qu'il sera difficile à évaluer par le sujet lui-même.
Les détails du protocole, des analyses et des résultats de cette étude sont disponibles dans l'article « Neurophysiological responses to feedback reflect both performance and performance monitoring during BCI use », situé à la suite de ce chapitre et en cours de soumission.

3. Vers une correction d'erreur en essai unique

Pour corriger les erreurs d'écriture, il faut d'abord être capable de les détecter. Quelques études seulement avaient à l'époque proposé des méthodes permettant la classification des réponses aux feedbacks dans une ICM, ce qui pouvait permettre d'annuler la dernière sélection et de

[85] Voir Chapitre 6, section 2.1

recommencer l'essai (Ferrez and Millan Jdel, 2008a; Ferrez and Millan Jdel, 2008b; Visconti et al., 2008; Chavarriaga et al., 2010; Dal Seno et al., 2010a; Lopez-Larraz et al., 2010).
Dans des analyses hors ligne, j'ai testé l'efficacité des algorithmes utilisés en temps-réel pour la détection de la P300[86] sur la détection des erreurs en essai unique. Concrètement, je disposais de 360 réponses aux feedbacks par sujet. Il était nécessaire d'utiliser certaines de ces réponses pour calibrer le classifieur et calculer le filtre spatial. Par conséquent, j'ai découpé mes données en deux parties : les 110 dernières lettres étaient systématiquement utilisées pour tester les algorithmes, tandis que les 25 à 250 premières lettres (par pas de 25 lettres) étaient utilisées comme données d'étalonnage des réponses aux feedbacks.
Les résultats en termes de spécificité et de sensibilité ont montré des performances tout à fait correctes. Bien que diminuant avec le nombre de lettres utilisées pour l'étalonnage, la spécificité restait toujours largement au-dessus de 0,9. De son côté, la sensibilité était très faible avec peu de lettres d'étalonnage, mais atteignait vite 0,4 avec moins de 100 lettres, et finissait par dépasser 0,6 avec 250 lettres.

D'autre part, j'ai proposé une nouvelle méthode d'utilisation de ces réponses. En effet, une annulation pure et simple de la dernière sélection nécessite d'épeler à nouveau la lettre et peut faire perdre un temps considérable, sans compter la perte de motivation que cela peut également engendrer chez l'utilisateur. Idéalement, l'ICM devrait pouvoir remplacer automatiquement l'action erronée par l'action correcte.
On peut supposer raisonnablement que si l'utilisateur a réalisé correctement la tâche mais que l'ordinateur n'a pas identifié la bonne lettre, celle-ci a de bonnes chances d'être tout de même classée parmi les lettres les plus probables d'après le classifieur. En effet, l'intérêt d'un classifieur probabiliste tel que celui que nous avons utilisé est qu'il peut ranger les items par ordre de probabilité d'être l'item cible. Dans ce contexte, j'ai calculé pour chaque sujet le taux d'erreurs pour lesquelles le deuxième choix du classifieur était le bon. En d'autres termes, parmi les *x* erreurs observées chez un sujet, combien auraient pu être efficacement corrigées si la détection des erreurs était parfaite et que la correction se faisait en remplaçant la lettre d'origine par le second meilleur choix du classifieur. Cette mesure, baptisée Θ, s'est avérée être corrélée à la performance globale des sujets au P300-Speller : plus les sujets réussissent à épeler correctement les lettres (du premier coup), plus les résultats du classifieur sont cohérents même lorsqu'une erreur se produit (i.e. le deuxième choix du classifieur est souvent le bon). En revanche, les sujets les plus mauvais au P300-Speller, qui correspondent aux sujets les moins vigilants (c'est-à-dire ceux fournissant le moins bien l'effort attentionnel requis par la tâche), sont également ceux pour lesquels le classifieur donne des résultats très mauvais : non seulement leur premier choix est souvent erroné mais, lorsque c'est le cas, leur second choix est rarement meilleur. En moyenne sur les sujets, la valeur de Θ est de l'ordre de 50%, c'est-à-dire qu'on peut s'attendre à ce que la moitié des lettres correctement détectée soit efficacement corrigée.
L'utilisation de cette valeur de Θ (calculée pour chaque sujet) associée aux valeurs de sensibilité et de spécificité permet de prédire une performance théorique pour la correction automatique. Bien que faible en moyenne, un gain de performance a pu ainsi être observé sur plus de la moitié des sujets. De manière très intéressante, ce gain s'est avéré stable à partir de 75 lettres d'apprentissage. En effet, la baisse de spécificité au-delà de cette limite, bien que très faible, compense le gain en sensibilité. Cela s'explique par une performance globale très bonne (environ 80% de lettres correctes), qui rend le système extrêmement sensible aux faux positifs.
L'expérience menée, les méthodes utilisées et les résultats obtenus dans cette étude sont détaillés ci-après dans l'article « Detecting and interpreting responses to feedback in BCI », et publié en 2011 dans les *Proceedings* de la *5th International BCI Conference* à Graz (Autriche).

[86] Algorithme xDAWN pour le filtrage spatial et modèle génératif de mixture de gaussiennes pour la classification.

Neurophysiological responses to feedback reflect both performance and performance monitoring during BCI use

Perrin Margaux, Maby Emmanuel, Bouet Romain, Bertrand Olivier, Mattout Jérémie

Abstract

Brain-computer interfaces (BCIs) implement a new way of interacting with the environment based on unusual direct brain-to-machine commands. In cognitive neuroscience, responses to feedback are known to reflect learning. In BCIs, such signals attract interest only for the purpose of automatic error detection. We conducted a BCI experiment to study if those signals relate to known components and could help understand how users apprehend such an interaction.
Nine-teen subjects performed 3 sessions of 24 5-letter words, with an EEG-based P300-speller BCI. Whereas participants believed their brain activity was causing the letter selection, we fully controlled feedbacks with a 20% error rate, while monitoring their true performance. Error predictability was manipulated so that the subjects would receive 0, 1 or 2 bad feedbacks by word, with different probabilities.
A contrast between responses to good and bad feedbacks allowed us to identify the relevant components, whose modulations by experimental conditions were subsequently evaluated in a mixed-effect analysis.
Our results show that BCI does elicit known feedback evoked responses, namely the feedback-related negativity, and the P300. Furthermore, these components are modulated by prediction error: unexpected feedbacks yield larger amplitudes than expected ones. Finally, we find that feedback responses are also modulated by the true performance: successful trials show larger amplitudes than unsuccessful ones.
Those results show that feedback-related responses from subjects interacting with a BCI relate to known cognitive control signals. Moreover, their modulation by prediction error and actual performance can be readily interpreted as reflecting learning and attentional processes respectively.

Introduction

A brain–computer interface (BCI) allows people to control external devices such as robots, virtual environments, or spelling devices with their brain activity (Birbaumer et al., 2009). Several different EEG signals have been used successfully for BCI control, such as slow cortical potentials (Birbaumer et al., 1999), oscillations in a specific range (Pfurtscheller et al., 2006b), steady-state visual evoked potentials (Friman et al., 2007) and the P300 event-related potential (Farwell and Donchin, 1988).
In all cases, BCIs involve a new type of interaction between a human agent and an artificial system. This interaction is based on unusual direct brain-to-machine commands. While the latter is meant to infer the user's intend from neurophysiological signals and appropriately respond to it, the user will adapt to the new interface to optimize the interaction.
Given the actual difficulty in extracting intentions this way, with high accuracy and in real time, a current and promising trend in BCI research is to move from static to adaptive interfaces, where the machine would adapt to each user's signals and to their evolutions. This requires a solid knowledge about how the human agent himself adapts to this new environment, which involves the study of learning mechanisms during the interaction.
In classical cognitive neuroscience tasks, as in BCI one, the optimal way to learn is by obtaining regular feedbacks about the consequences of our own actions. At the time of feedback, participants can compare what they wanted to do with what they actually did; what they had predicted to observe with what they actually observe. This comparison allows them to learn a strategy, giving them the ability to adapt their behavior for the next trials. Hence feedback-related potentials seem

to be a good way to study learning and adaptation. These potentials should reflect how the subject did perceive the feedback. In other word, it is a signal that we, the experimenters, could possibly interpret as a feedback about how our stimulus or feedback to the subject resulted in a cognitive change of the subject's state of mind.
Feedback-related potentials have been largely studied since the early description of the feedback-related negativity (FRN), a centrally distributed stimulus-locked waveform generated about 250-300 ms after an external negative feedback (Miltner, 1997). This component is usually followed by a P300-like component. In cognitive neuroscience and neuroimaging, responses to feedbacks are known to reflect performance monitoring, hence learning (Rushworth and Behrens, 2008). If measurable during BCI use, those signals and their changes over time could be used to improve the BCI performance and to better understand how human subjects apprehend such a new interaction.
A couple of recent studies have proposed to use error signals for BCI applications. Particularly, a well-known BCI protocol, the P300-Speller, was used to test several classifiers on feedback-evoked potentials, in order to discriminate between correct and incorrect trials (Visconti et al., 2008; Dal Seno et al., 2010a; Perrin et al., 2012; Spuler et al., 2012), thereby achieving an automatic real-time correction. P300 speller is a BCI paradigm using the P300 wave to select items displayed on a computer screen(Farwell and Donchin, 1988). This kind of communication tool independent of muscle control would allow locked-in syndrome patients to regain a certain autonomy level. However, none of the researchers who studied errors in a BCI context did study the above signals and their modulation in the very particular context of BCI; that is when subjects have an influence on the feedback but do not produce any motor response. Here, we tried to answer these questions with the same P300-Speller protocol.
This paper is organized as follows. First, the methods section describes the experimental design in details, our online OpenViBE scenario as well as the additional offline data processing we used. Results are exposed in the next section and discussed in the final section of the paper.

Materials and Methods

Participants

Nine-teen healthy volunteers took part in the experiment (12 men, 7 women, age range: 22-30 years; mean age: 24.5±1.7 years).

All subjects signed an informed consent approved by the local Ethical Committee and received monetary compensation for their participation. All subjects reported normal vision and had no previous experience with the P300-Speller or with any other BCI paradigm.

P300-Speller principle

The P300-Speller is a BCI paradigm which uses the P300 wave to select items displayed on a computer screen (Farwell and Donchin, 1988) The participant is typically presented with a 6 x 6 matrix that includes 36 characters, while the rows and columns are flashed successively, in a random fashion. The participant's task is to communicate a specific character by attending to that character and counting how often it is flashed. The flashing of the row or the column that contains the desired character elicits a P300 response, which can be detected in real-time. By determining which row and which column did elicit a P300, the BCI can identify the character the participant wants to select.

Stimuli

The 6 × 6 matrix used in the current study was made of the 26 letters (A-Z), 9 digits (1-9) and one symbol (_).
Stimulation was handled by a C++/SDL software on a dedicated computer. The angular dimension of the matrix was 8.67°H ×11.33°W. Each symbol subtended 0.48°H × 0.48°W of visual angle and the distance between each character was 1.24°H × 1.62°W. Moreover, symbols were larger (font size + 5) while intensified and subtended 0.62°H × 0.62°W of visual angle, to yield larger P300 amplitudes (Gibert et al., 2008b).

The experiment included one training session and three test sessions. The training session was kept the same across subjects and consisted in 25 characters with no particular meaning. The three test sessions were composed of 24 5-symbol words each. Presentation order of sessions was counterbalanced between subjects, and presentation order of words inside sessions was fully randomized for each subject.

Importantly, the error rate was fully controlled and set to 20%. Although the subjects believed that they were fully controlling the BCI and that the feedback reflected their true performance, the feedback was faked and such that there was zero, one or two errors per word, with no consecutive errors within a word. Moreover, error predictability was manipulated such that 50% of the words contained 1 error (“expected” condition), while another 25% had 2 errors and the remaining 25% showed no error (“unexpected” conditions). Importantly, the 20% error rate was chosen so that to match the average expected true performance, as predicted by a previous study using the same BCI paradigm (Maby et al., 2010), in order to ensure that the subject would be fairly confident that the BCI works and indeed reflects their true performance.
Therefore, we also used a questionnaire to assess the individual perception of the interaction, immediately after recording (“Was the task tiring?”, “Were you able to predict your errors before feedback apparition?”, “Did you control the machine?” and so on). Participants answered these questions on a 1-to-10 scale.

Procedure

The participant sat upright in front of a video monitor and viewed the matrix display. The P300-Speller BCI experiment had two main stages: a training session followed by several test sessions of online spelling.

In the training phase, subjects were given a sequence of 25 characters to focus on. Each character was indicated inbetween brackets, at the top of the screen. Rows and columns were intensified for 80 ms with a 120 ms inter-stimulus interval. One complete cycle of six row and six column intensifications defined a sequence and 3 sequences defined an epoch. In other words, spelling a single letter was relying on evoked responses averaged over three repetitions. The subject’s task was to attend to (or look at) the character he was prompted to spell and count how many times the character was intensified. Counting was used to help the subject to remain focused on the task.

After having collected the training data, there was a short break during which the parameters for subsequent online feature extraction and classification were learned.

For each participant, the test phase consisted in 3 copy-spelling sessions. The procedure was identical to that of the training session except it was including feedbacks, which were displayed in red at the top of the screen (Fig. 1). At the end of each trial, as soon as the flashes stopped, participants were asked to quickly look at feedback’s location before they would focus on the next target letter.

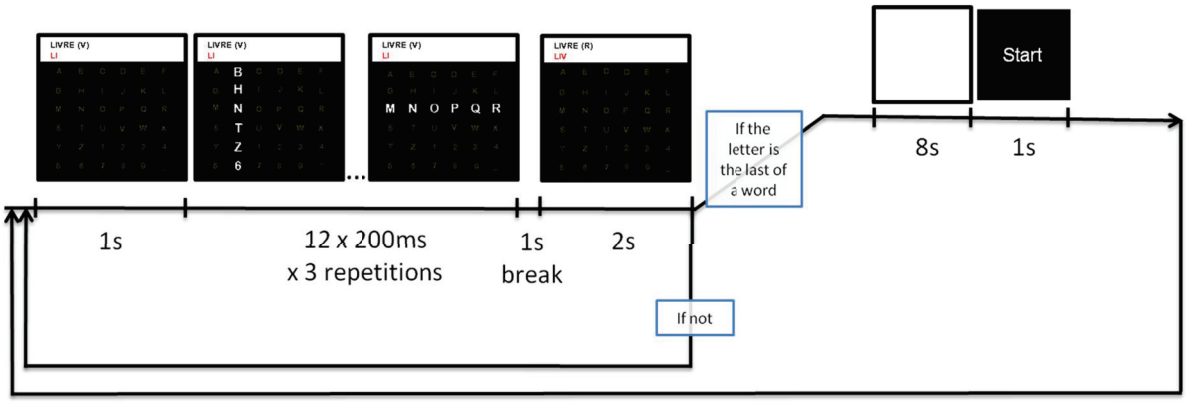


Fig. 1: The course of one trial. The target letter is indicated inbetween brackets, at the top of the screen, for 1 second. Rows and columns are flashed alternatively, in random order. After a delay, the letter chosen by the machine is displayed in red, for 2 second, at the top of the screen. If the letter is the last of the word, a 9 second break occurs. If not, the next target appears.

Whereas participants believed that their brain activity was actually causing letter selection, we fully controlled the error probability while simultaneously monitoring their true performance. At the end of the experiment, participants completed a questionnaire about what they felt during the task

EEG recordings and data analysis

The EEG was recorded from 32 electrodes using the Acticap system with Ag/AgCl electrodes (Brain Products, Germany). The electrodes were placed on standard positions according to the extended 10–20 system. All electrodes were referenced to an electrode placed at the nose and their impedances were kept below 10 kΩ.

Analog signals were amplified with BrainAmp amplifier, powered with a rechargeable battery (PowerPack), digitized at a rate of 1000 Hz and filtered through a 0.1-150 Hz passband using Brain Vision Recorder software (Brain Products, Germany).

Offline, data were lowpass filtered at 20 Hz, downsampled at 100 Hz and carefully corrected for eye movement artifacts, using ICA-based correction followed by some manual rejection. In each trial, if the saccade towards feedback's location started after feedback's onset, this trial was discarded.

The cleaned data were reprocessed offline to only keep errors that corresponded to a drop of attention. We then distinguished between trials according to the valence of the feedback (good or bad), as well as to the valence of the actual performance (correct or incorrect). We also distinguished between trials associated with a large prediction error (unexpected feedback) and a small one (expected feedback).

For bad feedbacks, we considered that the first error in a word was associated with a small prediction error, compared to a less likely second error in a word.

For good feedbacks, we only considered the fifth letter of each word, to distinguish between expected and unexpected trials. The fifth letter of a word was associated with a small prediction error when it was paired with a good feedback, provided that the subject already received a bad feedback in that word. In contrast, fully correct words were rare so good feedbacks in the fifth letters that were not preceeded by any errors in the four previous letters, were associated with a large prediction error.

Second level analyses on feedback-locked responses were performed (with SPM8), contrasting with a t-test the good and bad feedback conditions, between -1000 and 5000 ms with respect to feedback

onset. We thus identified, in time and space, the relevant components that relate to known cognitive responses: a negative centrally distributed (Cz, Fc1, Fc2, Cp1, Cp2) deflection between 250 and 310 ms, known as the FRN, and a positive deflection between 380 and 750 ms with a centro-parietal distribution (Cz, Cp1, Cp2, Pz) that we cut in two separate components (380-460 ms and 460-750 ms), the first one corresponding to the P300 response. We also predicted a difference between correct and incorrect trials, in the pre-stimulus period, reflecting differences in devoted attentional ressources. Based on averaged responses at the group level, we tested this effect on a 300 ms pre-stimulus window (between -500 and -200 ms), over parietal electrodes (Pz, P3, P4), in agreement with previously reported attentional effects (Wojciulik and Kanwisher, 1999). Mean values on all of these ROI and time-windows were extracted, trial by trial, and fed to a mixed-effect analysis to evaluate the modulations of the FRN, the P300 and pre-stimulus activity by experimental conditions. This analysis on single trial responses was used to accommodate the inherent inbalance in the number of trials between subjects and conditions.

Finally, a Friedman test was used to assess the effect of sessions on performance, and a Wilcoxon test was used to test the hypothesis that the effect of feedback's valence would decrease over sessions, as a consequence of learning.

Results

Behavioral results

We here consider the real BCI performance as a behavioral outcome, although strictly speaking, this performance relies on electrophysiological data only. On average, participants succeeded in spelling letters, with a 83.25% ± 11.44 accuracy (offline computation). Performances ranged from 49.44% to 99.44%. Performances also decreased over sessions (X^2_2= 9.43, p=0.043) (Fig. 2).

In response to the questionnaire (on a 1-to-10 scale), the tiredness of the task was evaluated at 6.1±1.8. To the question, "Does the machine perform well?", the averaged subject's response was 7.7±1.3. To the question "To which extend did you feel like controlling the machine?", subjects anwered 6.8±1.6. And to the question "Could you predict your own errors?", the averaged answer was 6.2±2.4.

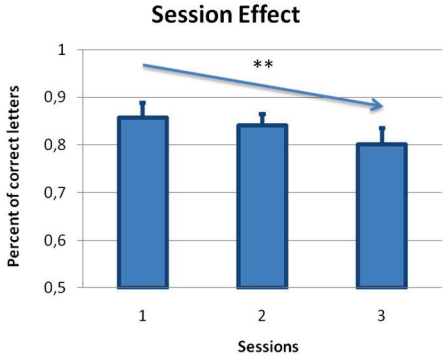


Fig. 2. Global performance (percent of correct letters) for each of the three sessions. Bars indicate the standard error of the mean.

Second level analysis

The second level analysis, contrasting the good and bad feedback conditions between 1000 and 5000 ms, showed a significant difference in two post-stimulus time windows. The first difference,

between 230 and 300 ms, peaked at 280 ms ($p_{cluster}$<0.001, FWE). The second one ranged from 380 to 750 ms and peaked at 440 ms ($p_{cluster}$<0.001, FWE).

FRN

The mixed effect analysis revealed a main effect of feedback valence ($F_{1,6257}$=4.20, p<0.05) and a main effect of session ($F_{2,6257}$=5.50, p<0.01): FRN amplitude was larger for good compared to bad feedbacks (Fig. 3), and was significantly decreasing over sessions. Moreover, the model revealed a significant interaction between feedback valence and true performance ($F_{1,6257}$=4.48, p<0.05)(Fig. 4). Post-hoc analyses showed that the performance effect was only significant in the bad feedback condition ($F_{1,1214}$=4.38, p<0.05).
Our second design, including only a selection of trials (those associated with large and small prediction errors, respectively) revealed an interaction between the size of prediction error (conditions expected vs. unexpected) and feedback valence ($F_{1,2037}$=7.58, p<0.01)(Fig. 5). Post-hoc analyses showed a main effect of prediction error on responses to good feedbacks only ($F_{1,802}$=4.81, p<0.05).
Finally, a Wilcoxon-test on the amplitude of the difference between bad and good feedback responses (at the latency of the FRN) did not show any significant difference between session 1 and session 3.

P300

Our first design revealed that the P300 amplitude was larger for bad than for good feedbacks ($F_{1,6258}$=596.90.37, p<0.0001) (Fig. 3) and that it decreased over sessions ($F_{2,6258}$=8.29, p<0.001). The second design indicated that the P300 amplitude was also affected by the predictability of the feedback: it was larger for unexpected than for expected feedbacks ($F_{1,2042}$=5.28, p<0.05)(Fig. 5).

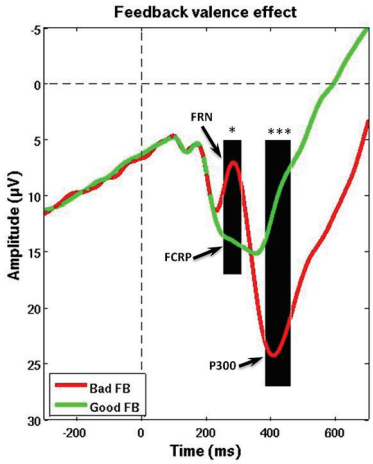


Fig. 3. Effect of feedback valence.
Grand-average evoked potentials for good (green) and bad feedbacks (red). Black squares represent the assessed time periods. * p<0.05; *** p<0.001.

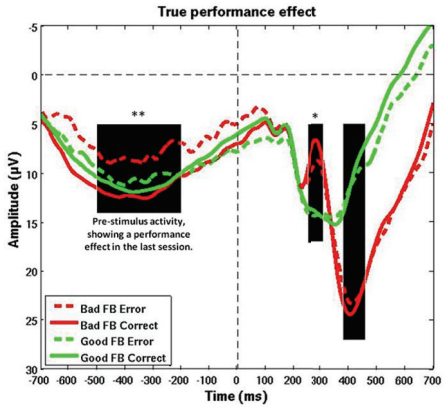


Fig. 4. Effect of true performance.
Grand-average evoked potentials for good (green) and bad feedbacks (red), associated with a true correct (solid lines) or true mistaken (dashed lines) spelling. Black squares represent the assessed time periods. * p<0.05 ; ** p<0.01.

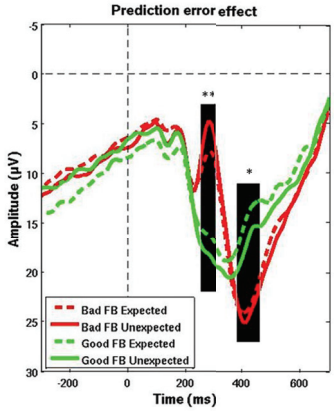


Fig. 5. Effect of prediction error.
Grand-average evoked potentials for good (green) and bad feedbacks (red), associated with an unexpected (solid lines) or expected outcome (dashed lines). Black squares represent the assessed time periods. * p<0.05 ; ** p<0.01.

The Wilcoxon-test comparing the amplitude of the difference in P300 responses to good and bad feedbacks did not show any significant differences between session 1 and 3.

Pre-stimulus activity

Finally, we observed an interaction between true performance and sessions over pre-stimulus activity ($F_{2,6257}$=6.33, p<0.01). Post-hoc analyses revealed a main effect of true performance in the last session only ($F_{1,2111}$=9.60, p<0.01) (Fig. 4).

Discussion

In this experiment, we investigated the nature of feedback-related potentials in a BCI context. We expected responses similar to those reported in the literature for classical cognitive experiments and explored the modulations of those electrophysiological signals by learning and attention. Our results revealed the presence of the well-known FRN and P300 components. Both responses were

modulated by prediction error, reflecting learning. Moreover, FRN, P300 and pre-stimulus activity were modulated by the true performance of participants, which can readily be interpreted as an effect of overt attention.

Effect of feedback valence

Our data show very different responses depending on whether the feedback is correct or not, in this BCI protocols, i.e. in a task with no motor response but where participants believe that outcomes depend on their own actions. Those responses reflect components that are clearly similar to those obtained in more classical paradigms where subjects get true feedbacks on real (motor) actions.

The first well-identified component we observe is the feedback-related negativity (FRN), a centrally distributed wave peaking at about 280 ms after a negative outcome. FRN has been largely studied since it was described in 1997 (Miltner, 1997). This component is typically elicited after a negative feedback, when the purpose of action has not been reached and yields a negative performance (e.g. monetary loss). The FRN does not rely on the physical properties of the stimulus (Miltner, 1997; Holroyd and Coles, 2002), nor on the magnitude of the losses (Yeung and Sanfey, 2004; Sato et al., 2005). Furthermore, (Yeung and Sanfey, 2004) revealed that a choice and a motor action are not mandatory to elicit a FRN. Nevertheless, the FRN is larger when the participant's choices do influence the feedbacks (or at least when the participant believes they do). Our study provides complementary evidence for the preservation of the FRN in a BCI context; when participant do not provide any motor response.

In our data, a later component clearly differentiates correct and incorrect feedbacks, around 400 ms peri-stimulus time. It corresponds to the P300 component, a positive deflection that occurs approximately 300 ms after stimulus onset and is typically recorded over centro–parietal scalp locations. This response is evoked by attention to rare stimuli in a random series of stimulus events(Fabiani et al., 1986). It has already been observed after feedback presentation, following the FRN. It has been shown not to be dependent on the physical properties of the stimulus either (Miltner, 1997; Holroyd and Coles, 2002), but contrary to the FRN, it is sensitive to the magnitude of the reward (Yeung and Sanfey, 2004; Sato et al., 2005). However, it is not clear so far, whether the P300 modulates depending on feedback valence.

In the present study, the P300 component is significantly weaker for good compared to bad feedbacks. It also seems to peak earlier for good feedbacks, a results that is consistent with previous findings showing a shorten P300 latency for gain compared to loss trials (Yeung et al., 2005; Pfabigan et al., 2011). These authors proposed that positive outcome are associated with an easier and hence faster cognitive processing, since they do not call for an adjustement of the action plan or strategy.

Contrary to studies that reported no effect of feedback valence on the P300 amplitude (Yeung and Sanfey, 2004; Sato et al., 2005), or an enhanced P300 for positive feedbacks (Holroyd et al., 2004; Hajcak et al., 2005a; Hajcak et al., 2007; Bellebaum and Daum, 2008), we found a reduced P300 component in the case of negative feedbacks. This is consistent with findings by (Mathewson et al., 2008) as well as uncommented graphics shown in (Chavarriaga et al., 2010) and (Lopez-Larraz et al., 2010). Interestingly, the last two papers correspond to online or BCI-like studies.

The effect of valence on the P300 seems to be highly dependant upon the type of protocol that is used and the way participants perceive the task. In (Mathewson et al., 2008), the authors proposed that it may depend on whether participants really had control over the outcome or not, and hence on whether errors are useful to learn and progress or not. They suggested that the P300 could be considered as an index of the salience of the error within the context of a task in which participants have some control over the outcome. The P300 is thus expected to be larger for negative outcomes, if errors are more salient. However, this hypothesis has been contradicted by several other studies,

including ours. For instance, (Bellebaum and Daum, 2008) reported an experiment where, although negative outcomes were essential to understand the rule and improve performance, participants did not elicit a larger P300 for bad feedbacks. In contrast, (Hajcak et al., 2005a) proposed that the difference in P300 amplitude could reflect the subjective perception of the relative occurrence of errors compared to correct trials. Ours results are possibly aligned with this hypothesis, since errors were less frequent than correct trials in our protocol. However, to assess this relationship, we should have shown a correlation over subjects. Precisely, the difference in P300 amplitude between the two conditions should be correlated to the subjective rating of how well the BCI performed. We could not find a significant correlation here. This might be due to the fact that all subjects did perceive the same number of bad feedbacks, which resulted in a very homogeneous rating of the BCI performance.

To sum-up, we observed two major differences between electrophysiological responses to bad and good feedbacks in a BCI paradigm. This could be used online to improve performance of the BCI itself, in achieving an automatic real-time correction based on these feedback signals (Dal Seno et al., 2010a). Importantly, our results show that the effect of feedback valence in the last (third) session is the same as the one observed in the first session, both for the FRN and the P300 response. This means that the effect of feedback is robust over time, which is crucial in the aim of online error detection along BCI use.

Effect of feedback prediction error

Error prediction is known to enhance feedback-related potentials: the FRN (Butterfield and Mangels, 2003; Yasuda et al., 2004; Hajcak et al., 2007; Holroyd and Krigolson, 2007; Bellebaum and Daum, 2008; Holroyd and Coles, 2008; Holroyd et al., 2009) and the P300 (Horst et al., 1980; Hajcak et al., 2005a; Hajcak et al., 2007; Bellebaum and Daum, 2008; Holroyd et al., 2009) are larger for unexpected than for expected feedbacks. Indeed, the amplitude difference between responses to good and bad feedbacks, at the latency of the FRN, is higher for less probable feedbacks compared to more probable ones, regardless of whether probabilities were clearly stated or could be inferred through implicit learning (Bellebaum and Daum, 2008; Holroyd et al., 2009). However, this enhancement seems to be mostly due to an increase of the positivity occurring after good feedbacks, at the latency of the FRN (Eppinger et al., 2008), the so-called Feedback Correct-Related Positivity or FCRP (Holroyd et al., 2008).

Our observations are in line with the above findings. Indeed, we show an enlarged difference between responses to bad and good feedbacks for less predictable outcomes, both at the latency of the FRN/FCRP and P300. Precisely, as in (Eppinger et al., 2008), we show that the FCRP, but not the FRN, is significantly enhanced. Interestingly, this strongly suggests that participants did implicitely learn the underlying probabilities of errors, although this had no payoff for them.

Effect of true BCI performance

We also revealed an interaction between the effect of feedback valence and the effect of true performance. Let us consider two alternative explanations for this interaction: either a modulation of prediction error by a trial-wise acute intuition of how well one has performed the task or more simply, a modulation by attention since a successful spelling directly reflects a good attentional focus.

We could not fomally test the hypothesis that the effect of prediction error was further modulated by the true underlying performance, simply because we had too few samples for that per subject and a much to inbalanced design as well. However, there are a few arguments that rather discard this hypothesis. First, if it was the case, as explained previously, we would expect it to impact the FCRP and the P300 but not the FRN. In contrast, we observe a modulation of the FRN but of neither the

FCRP, nor the P300. Second, it is very unlikely that naïve BCI subjects, who do not receive meaningful feedbacks, have a strong and precise prediction about their trial-wise performance.

It is more likely that this effect is due to overt attention. Indeed, a true correct trial corresponds to a trial where the subject did focus on task. On the contrary, a true incorrect trial reflects a lack of attentional effort. This fits with what we observe, namely a larger difference between good and bad feedbacks, in correct compared to incorrect trials. This is in line with common reports about larger evoked responses in conditions of enhanced overt attention, as in auditory oddball paradigms when subjects are counting deviant tones, compared to when their attention is diverted (Polich and McIsaac, 1994).

Finally, what we observe in the pre-stimulus period is also consistent with the overt attention hypothesis, namely an enhanced signal for correct versus incorrect trials. Note that this enhancement proved only significant in the last session, when the number of trials between the two conditions was better counterbalanced and provided more statistical power.

Conclusion

Ours results show that feedback related responses, recorded from subjects interacting with a BCI system, are similar to known cognitive control signals. Moreover, their modulations by prediction error and actual performance in piloting the P300-Speller can be readily interpreted as reflecting learning and attention mechanisms, respectively. This might have several implications. From a BCI perspective, this speaks strongly in favor of new adaptive approaches that would incorporate expected individual changes in neurophysiological signals to improve the performance along the course of the interaction (Perrin et al., 2012). From a neuroscience perspective, this might prove a useful paradigm to deepen our understanding of feedback-related responses and possibly refine the neural correlates of learning and attention in relation to computational models (Philiastides et al., 2010).

References

Bellebaum C. and Daum I. 2008 Learning-related changes in reward expectancy are reflected in the feedback-related negativity. *Eur J Neurosci* **27** 1823-35.

Birbaumer N., Ghanayim N., Hinterberger T., Iversen I., Kotchoubey B., Kubler A., Perelmouter J., Taub E. and Flor H. 1999 A spelling device for the paralysed. *Nature* **398** 297-8.

Birbaumer N., Ramos Murguialday A., Weber C. and Montoya P. 2009 Neurofeedback and brain-computer interface clinical applications. *Int Rev Neurobiol* **86** 107-17.

Butterfield B. and Mangels J.A. 2003 Neural correlates of error detection and correction in a semantic retrieval task. *Brain Res Cogn Brain Res* **17** 793-817.

Chavarriaga R., Biasiucci A., Förster K., Roggen D., Tröster G. and del R.M.J. 2010 Adaptation of hybrid human-computer interaction systems using eeg error-related potentials. *32nd Annual International Conference of the IEEE EMBS* 4226-9.

Dal Seno B., Matteucci M. and Mainardi L. 2010 Online detection of p300 and error potentials in a bci speller. *Comput Intell Neurosci* 307254.

Eppinger B., Kray J., Mock B. and Mecklinger A. 2008 Better or worse than expected? Aging, learning, and the ern. *Neuropsychologia* **46** 521-39.

Fabiani M., Karis D. and Donchin E. 1986 P300 and recall in an incidental memory paradigm. *Psychophysiology* **23** 298-308.

Farwell L.A. and Donchin E. 1988 Talking off the top of your head: Toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials. *Electroencephalogr Clin Neurophysiol* **70** 510-23.

Friman O., Volosyak I. and Graser A. 2007 Multiple channel detection of steady-state visual evoked potentials for brain-computer interfaces. *IEEE Trans Biomed Eng* **54** 742-50.

Gibert G., Attina V., Mattout J., Maby E. and Bertrand O. 2008 Size enhancement coupled with intensification of symbols improves p300 speller accuracy. *Proc. 4th International BCI Interface Workshop and Training Course* 250-5.

Hajcak G., Holroyd C.B., Moser J.S. and Simons R.F. 2005 Brain potentials associated with expected and unexpected good and bad outcomes. *Psychophysiology* **42** 161-70.

Hajcak G., Moser J.S., Holroyd C.B. and Simons R.F. 2007 It's worse than you thought: The feedback negativity and violations of reward prediction in gambling tasks. *Psychophysiology* **44** 905-12.

Holroyd C.B. and Coles M.G. 2002 The neural basis of human error processing: Reinforcement learning, dopamine, and the error-related negativity. *Psychol Rev* **109** 679-709.

Holroyd C.B. and Coles M.G. 2008 Dorsal anterior cingulate cortex integrates reinforcement history to guide voluntary behavior. *Cortex* **44** 548-59.

Holroyd C.B. and Krigolson O.E. 2007 Reward prediction error signals associated with a modified time estimation task. *Psychophysiology* **44** 913-7.

Holroyd C.B., Krigolson O.E., Baker R., Lee S. and Gibson J. 2009 When is an error not a prediction error? An electrophysiological investigation. *Cogn Affect Behav Neurosci* **9** 59-70.

Holroyd C.B., Larsen J.T. and Cohen J.D. 2004 Context dependence of the event-related brain potential associated with reward and punishment. *Psychophysiology* **41** 245-53.

Holroyd C.B., Pakzad-Vaezi K.L. and Krigolson O.E. 2008 The feedback correct-related positivity: Sensitivity of the event-related brain potential to unexpected positive feedback. *Psychophysiology* **45** 688-97.

Horst R.L., Johnson R., Jr. and Donchin E. 1980 Event-related brain potentials and subjective probability in a learning task. *Mem Cognit* **8** 476-88.

Lopez-Larraz E., Iturrate I., Montesano L. and Minguez J. 2010 Real-time recognition of feedback error-related potentials during a time-estimation task. *32nd Annual International Conference of the IEEE EMBS* 2670-73.

Mathewson K.J., Dywan J., Snyder P.J., Tays W.J. and Segalowitz S.J. 2008 Aging and electrocortical response to error feedback during a spatial learning task. *Psychophysiology* **45** 936-48.

Miltner W.H.R., Braun, C. H., Coles, M. G. H. 1997 Event-related potentials following incorrect feedback in a time-estimation task: Evidence for a "generic" neural system for error detection. *J Cogn Neurosci* **9** 788-98.

Perrin M., Maby E., Daligault S., Bertrand O. and Mattout J. In press Objective and subjective evaluation of online error correction during p300-based spelling. *Advances in Human-Computer Interaction*.

Pfabigan D.M., Alexopoulos J., Bauer H. and Sailer U. 2011 Manipulation of feedback expectancy and valence induces negative and positive reward prediction error signals manifest in event-related brain potentials. *Psychophysiology*.

Pfurtscheller G., Leeb R., Keinrath C., Friedman D., Neuper C., Guger C. and Slater M. 2006 Walking from thought. *Brain Res* **1071** 145-52.

Philiastides M.G., Biele G., Vavatzanidis N., Kazzer P. and Heekeren H.R. 2010 Temporal dynamics of prediction error processing during reward-based decision making. *Neuroimage* **53** 221-32.

Polich J. and McIsaac H.K. 1994 Comparison of auditory p300 habituation from active and passive conditions. *Int J Psychophysiol* **17** 25-34.

Rushworth M.F. and Behrens T.E. 2008 Choice, uncertainty and value in prefrontal and cingulate cortex. *Nat Neurosci* **11** 389-97.

Sato A., Yasuda A., Ohira H., Miyawaki K., Nishikawa M., Kumano H. and Kuboki T. 2005 Effects of value and reward magnitude on feedback negativity and p300. *Neuroreport* **16** 407-11.

Spuler M., Bensch M., Kleih S., Rosenstiel W., Bogdan M. and Kubler A. 2012 Online use of error-related potentials in healthy users and people with severe motor impairment increases performance of a p300-bci. *Clin Neurophysiol* **123** 1328-37.

Visconti G., Dal Seno B., Matteucci M. and Mainardi L. 2008 Automatic recognition of error potentials in a p300-based brain-computer interface. *Proceedings of the 4th international bran-computer interface conference 2008*.

Wojciulik E. and Kanwisher N. 1999 The generality of parietal involvement in visual attention. *Neuron* **23** 747-64.

Yasuda A., Sato A., Miyawaki K., Kumano H. and Kuboki T. 2004 Error-related negativity reflects detection of negative reward prediction error. *Neuroreport* **15** 2561-5.

Yeung N., Holroyd C.B. and Cohen J.D. 2005 Erp correlates of feedback and reward processing in the presence and absence of response choice. *Cereb Cortex* **15** 535-44.

Yeung N. and Sanfey A.G. 2004 Independent coding of reward magnitude and valence in the human brain. *J Neurosci* **24** 6258-64.

Detecting and interpreting responses to feedback in BCI

M. Perrin[1,2], E. Maby[1,2], R. Bouet[1,2], O. Bertrand[1,2], J. Mattout[1,2]

[1]INSERM U1028,CNRS UMR5292, Lyon Neuroscience Research Center, Lyon, F-69000, France
[2]University Lyon 1, Lyon, F-69000, France

margaux.perrin@inserm.fr

Abstract

Most BCI aim at implementing a real-time and bi-directional interaction between a man's brain and a computer. Current EEG-based systems still suffer from poor performance, including the well-established P300-speller whose application in patients remain difficult [1]. Some recent studies have explored the possible use of EEG responses to the computer action or feedback in order to improve the performance of this closed-loop. On a few subjects, those studies have highlighted the usefulness of this approach, although single-trial detection of errors proved difficult and not always beneficial. In this study, a large group of healthy subjects performed a fully controlled experiment involving our recent OpenViBE implementation of the P300-speller. We addressed two questions regarding the neurophysiological responses to feedback. First, we evaluated a new approach to error detection, assuming stationarity of these responses over trials. Second, we challenged this stationarity hypothesis and studied the modulations of those responses over time. We conclude that it is possible to detect errors with high accuracy, such that even high spelling performance could be further improved. Importantly, we also show that responses to feedback do change in the course of the brain-computer interaction, in ways that reflect learning and attention mechanisms.

1 Introduction

The P300-speller is a well-known BCI paradigm aiming at enabling non-responsive but conscious patients to communicate. However, current performance still need to be improved [1]. A promising avenue is the development of methods to detect errors and apply corrections in real-time. A couple of recent studies have addressed this challenge. In particular, in the context of the P300-speller, Visconti and colleagues have tested several classifiers to discriminate between correct and incorrect trials using feedback-evoked potentials. Results were encouraging but the ensuing benefit to online performance remained fairly limited [2]. We have explored two complementary approaches to overcome this current limitation. On the one hand, we propose a new signal processing approach to detect errors. This approach mimics the methods we use to detect P300 responses online in our implementation of the P300-speller [3]. On the other hand, we investigated the variations of these feedback-related responses, which in the context of cognitive neuroscience studies, have been previously described as reflecting prediction error [4]. We hypothesized that a BCI paradigm would elicit the same type of signals, whose modulations would not only reflect feedback valence but also learning and attention mechanisms. Therefore, we designed a P300-speller based experiment where both error rate and error predictability were manipulated. In addition, we monitored the (true) performance of the subject, which can be seen as a trial-by-trial measure of attention.

2 Methods

2.1 Data acquisition

Twenty-two healthy adults took part in the experiment (15 men, mean age: 24.2 ± 1.9 years). All of them signed an informed consent approved by the local Ethical Committee. We used a 6×6 matrix made of letters (A-Z), digits (1-9) and an additional symbol (_). Matrix rows and columns

were flashed alternatively for 80 ms, at a pace of 200 ms. A complete cycle of 12 stimulations is referred to as a repetition. We used three repetitions per character to spell. Those parameters were chosen to guarantee an average performance of 80% accuracy over subjects [3]. The whole experiment included one training followed by three test sessions. The former consisted in spelling 25 random characters and each test session was made of 24 5-letter words. In both cases, target letters were defined prior to the experiment and indicated to the subject at the top of the screen. Subjects were instructed to stare at the target and count how many times it was flashed. The feedback was provided one second after the last flash. This feedback was manipulated so that, on average, each subject obtained errors in 20% of the trials. Whereas participants believed that their brain activity was causing letter selection, the sequence of errors was fully controlled: one error in 50% of the words, two errors in 25% of them and no error in the remaining 25%. Besides, the true performance of the subject was monitored online.
EEG data were recorded from 32 electrodes placed on standard positions according to the extended 10-10 system and referenced to the nose. Data were digitized at 1000 Hz, bandpass filtered between 0.1 and 20 Hz, down-sampled at 100 Hz and corrected for eye movements.

2.2 Data analysis

Error detection

To detect responses to error feedbacks, we implemented the same signal processing methods that we use online to detect the P300. 600 ms long epochs starting at feedback onset were extracted. A spatial filter based on the xDAWN algorithm [5] was applied before entering a two-class Naïve Bayes classifier. The spatial filter and classifier parameters were learned from a subset of test session trials. Performance in error detection was then evaluated as a function of subset size. In each subject and at the group level, we computed the sensitivity and specificity of error detection. We also evaluated the accuracy θ of a correction that would consider the second best guess from the speller, each time an error has been correctly detected. This enables us to predict performance Pc after online correction, and to compare it with initial performance P:

$$Pc = \frac{(1-P) \times \text{Sensitivity} \times \theta}{P \times \text{Specificity}} \tag{1}$$

Modulations of the neurophysiological responses to feedback

By differentiating the EEG responses to good and bad feedbacks, we could observe two central and large deflections that are well documented in the (non-BCI) literature, namely the feedback-related negativity (FRN) and the P300. The former was observed between 250 and 310 ms, and the latter between 380 and 460 ms. We studied the modulations of those two waveforms by attention (true correct vs. true incorrect trials), and predictability (expected vs. unexpected feedbacks). For the latter, we used the two following subsets of trials:

- Responses to a first or unique error in a word (expected) and responses to a second error in a word (unexpected).
- Responses to the last letter of the word, when it was a good feedback, in words containing one error (expected) and words with no error (unexpected)

The main effects and interactions between feedback valence and attention, and between feedback valence and predictability, were thus studied thanks to two separate designs. To account for the unbalance nature of those designs, we used a mixed-effect model based on single-trial data from all subjects and test for significant differences between conditions.

3 Results

Error detection

Figure 1A shows the sensibility, specificity, initial and corrected performance at the group level, as the size of training set increases. Specificity is always very high, above 90%, while sensitivity is very sensitive to the size of the training set. Based on a training set of 100 letters, figure 1B depicts the individual performance and values of parameter θ, before and after correction. Importantly, this shows that most subjects would benefit from such a correction, although their initial average accuracy is already very high (73.72 ± 17.85).

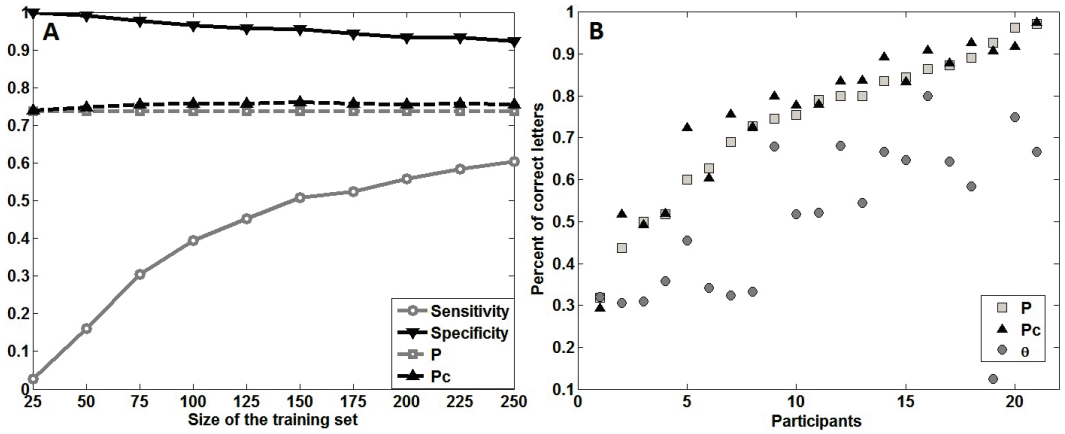


Figure 1: Performance in error detection and correction at the group (A) and subject level (B).

Modulations of the neurophysiological responses to feedback

As shown on figure 2A, we observe a significant interaction between feedback valence and attention as reflected by the true performance (FRN: $F_{1,7730} = 6.37, p = 0.012$; P300: $F_{2,7732} = 10.37, p < 0.0001$). Enhanced attention yields larger waves, as well as a faster return to baseline. Figure 2B shows the significant interaction between feedback valence and feedback predictability or subject's expectation on the FRN ($F_{1,2516} = 6.11, p = 0.014$) and a main effect of feedback predictability on the P300 ($F_{1,2519} = 7.54, p = 0.006$). Surprise yields larger FRN and P300 responses, which might reflect prediction error.

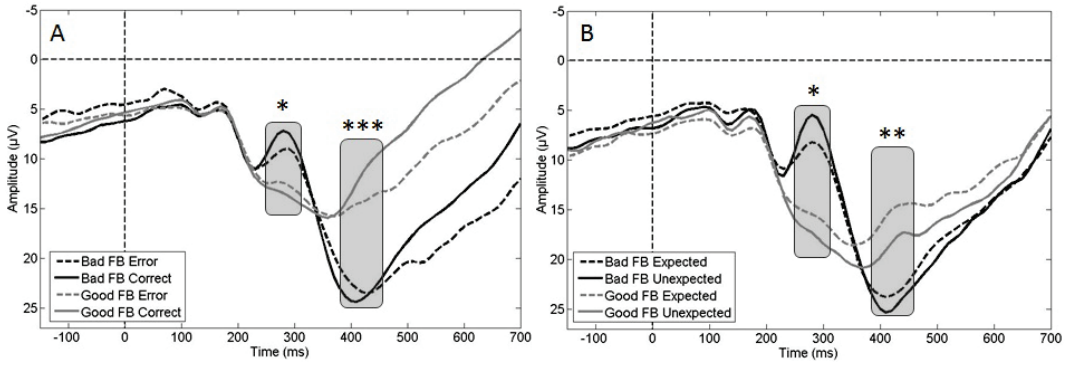


Figure 2: Average time series from a centro-parietal ROI (Cz, Pz, Fc1, Fc2, Cp1, Cp2) of responses to good and bad feedbacks and their modulations by attention (A) and expectation (B). FRN and P300 time windows appear in light grey ($* : p \leq 0.05$, $** : p \leq 0.01$).

4 Discussion

In a large group of healthy subjects, we studied the neurophysiological responses to feedback in a BCI context. Although we relied on three repetitions per character to spell only, the true online performance of the subjects were very high and confirmed our previous results[3].
First, we could see a clear difference between responses to bad and good feedback, dominated by the well-known FRN and P300 waveforms, respectively. Thanks to this strong and reliable difference, we were able to detect single-trial responses to errors with very high specificity and high sensitivity depending on the size of our training set. Importantly, we show that such a correction, implemented online, could improve the spelling performance. This further demonstrates the quality of the signal processing methods we implemented for feature extraction and classification. In a second offline analysis, we revealed that those feedback responses are not fully stationary but depend on both the attention level of the subject and the predictability of the feedback. This is in line with previous experimental findings and recent theories in electrophysiology and cognitive neuroscience [4][6]. We also observed that θ, the correction accuracy increases with performance, which might be also related to attention. This might explain why correction remains effective, even in subjects whose initial performance is very high (figure 1A).

5 Conclusion

Our results show that BCI feedback-related responses relate to known cognitive control signals, and that differences between bad and good feedbacks can be detected in single trials, allowing for automatic correction. Moreover, the modulation of those signals by expectation and ongoing performance can be readily interpreted as reflecting learning and attention mechanisms, respectively. This speaks in favor of new approaches that would incorporate expected individual changes in neurophysiological signals to adapt online and improve BCI performance.

6 Acknowledgments

This work is supported by the French ANR-DEFIS program under grant ANR-09-EMER-002 in the context of the CoAdapt project.

References

[1] E. Maby, M. Perrin, D. Morlet, P. Ruby, O. Bertrand, S. Ciancia, N. Gallifet, J. Luauté, and J. Mattout. Evaluation in a locked-in patient of the OpenViBE P300-speller. *Proceedings of the 5th International Brain-Computer Interface Workshop*, 2011 (submitted).

[2] G. Visconti, B. Dal Seno, M. Matteucci, and L. Mainardi. Automatic recognition of error potentials in a p300-based brain-computer interface. *Proceedings of the 4th International Brain-Computer Interface Workshop and Training Course*, pages 238–243, 2008.

[3] E. Maby, G. Gibert, P.E. Aguera, M. Perrin, O. Bertrand, and J. Mattout. The OpenViBE P300-speller scenario: a thorough online evaluation. *Human Brain Mapping Conference*, 2010.

[4] G. Hajcak, J. S. Moser, C. B. Holroyd, and R. F. Simons. It's worse than you thought: the feedback negativity and violations of reward prediction in gambling tasks. *Psychophysiology*, 44(6):905–12, 2007.

[5] B. Rivet, A. Souloumiac, G. Gibert, V. Attina, and O. Bertrand. Sensor selection for p300 speller brain computer interface. *Proceedings of ESANN*, 2009.

[6] K. Friston. A theory of cortical responses. *Philos Trans R Soc Lond B Biol Sci*, 360(1456):815–36, 2005.

Chapitre 11 :

Étude en ligne d'ICM adaptatives et de leurs effets sur l'utilisateur

Après la première expérience décrite au chapitre précédent, nous avons proposé et implémenté plusieurs modifications du protocole classique du P300-Speller : un nouveau mode de stimulation et une décision adaptative. De plus, nous voulions vérifier la faisabilité et l'intérêt de la correction automatique des erreurs dans une expérience en temps-réel, dans le cas de feedbacks correspondant réellement aux résultats de l'interaction cerveau-machine. Dans les expériences 2 et 3 de ma thèse, j'ai ainsi testé ces différentes propositions d'améliorations et j'ai évalué la perception des utilisateurs à travers leurs performances dans les différentes conditions et leurs réponses à un questionnaire d'évaluation.

1. Correction automatique des erreurs (Exp. 2)

L'un des objectifs de cette deuxième expérience était d'évaluer l'intérêt de la correction automatique dans une situation écologique en temps-réel. Dans ce but, nous avons mis au point un protocole expérimental adapté de celui utilisé dans la première expérience. Les principales différences étaient :

- Le feedback, qui cette fois correspondant réellement au choix de l'ordinateur ;
- La stimulation, à deux ou quatre répétitions par groupes de lettres pseudo-aléatoires, les associations entre les lettres étant modifiées ou conservées d'une répétition à la suivante[87] ;
- L'utilisation de la correction automatique pour les 100 dernières lettres de l'expérience.

Après la phase d'étalonnage, les sujets devaient tout d'abord épeler un grand nombre de lettres (240), sans mise en œuvre de la détection d'erreur. Ce jeu de données était utilisé par la suite pour entraîner les filtres spatiaux et le classifieur à une détection des erreurs. Enfin, 100 nouvelles lettres étaient épelées par les sujets avec la détection d'erreur et, le cas échéant, la correction automatique par la lettre alternative la plus probable. Dans la phase de correction, les lettres étaient toutes flashées à deux répétitions par groupes de lettres pseudo-aléatoires, les associations entre les lettres étant systématiquement modifiées d'une répétition à la suivante. À la fin de l'expérience, il était demandé aux sujets de remplir un questionnaire évaluant diverses impressions sur la tâche, ainsi que leur préférence pour le mode avec ou sans correction.

Pour permettre des analyses au niveau des sources, les enregistrements étaient réalisés en EEG (56 électrodes) et MEG (275 capteurs) simultanées[88]. Néanmoins, seules les 32 électrodes utilisées dans l'expérience 1 étaient impliquées dans les analyses en temps-réel. Les données étaient initialement acquises à 600 Hz, la référence était placée sur le nez et la masse sur l'épaule. Seize sujets sains ont participé à l'expérience.

En temps-réel, les résultats ont montré une spécificité globale de 0,63 associée à une sensibilité de 0,88 et une exactitude de 0,78. La performance globale sur la session avec correction, à deux répétitions, était de 62%. Comparés aux quelques résultats déjà rapportés dans la littérature (voir Tableau 1, p.84), ces résultats sont compétitifs, mais la spécificité est moins bonne que celle observée hors ligne, dans l'expérience 1. De même, le Θ semble moins bon que dans l'expérience précédente : il n'est ici que de 36%. Cela signifie que même si la détection avait été parfaite (ce qui n'est pas le cas), seulement 36% des erreurs auraient été corrigées de manière pertinente.
Cela s'explique probablement par la qualité des données qui étaient préalablement nettoyées dans l'expérience 1, ce qui est difficile dans un traitement en temps-réel. De plus, les lettres n'étaient flashées qu'à deux répétitions dans la session avec correction de cette deuxième expérience, contre trois répétitions dans la première expérience. Cela a plusieurs conséquences : l'écriture de chaque item prend moins de temps, la performance est moins bonne et par conséquent le taux d'erreur attendu est plus important. Ces deux faits entrainent probablement une attente moins forte vis-à-vis du feedback, associé à des réponses aux feedbacks moins amples, donc moins facilement discriminables. Le fait que les feedbacks négatifs soient ici associés à des erreurs réelles et non envoyés de manière prédéterminée comme dans l'expérience précédente peut également être à l'origine d'une FRN moins ample et donc moins facilement discriminable. En effet, l'étude précédente a montré que l'onde FRN est moins ample dans le cas d'un feedback négatif associé à une erreur réelle que dans le cas (très courant dans l'expérience précédente) d'un feedback négatif associé à un essai correct.

[87] Voir section 2 de ce chapitre pour plus de détail sur les objectifs de ce mode de stimulation.
[88] Voir Chapitre 12 pour plus de détails.

De même, *Θ* est corrélé avec le nombre de répétitions (Rousseau, 2012). En effet, si le classifieur manque d'information, la classification de l'ensemble des lettres sera globalement moins performante. Par conséquent, dans le cas d'une erreur, le second choix correspondra moins souvent à la lettre cible.
Il est probable que la détection des erreurs fonctionne mieux chez des patients pour qui la durée de stimulation est généralement plus longue, et l'attente beaucoup plus importante, ou bien chez des sujets sains pour lesquels les paramètres auraient été réglés de manière à avoir très peu d'erreurs. Dans cette expérience, nous voulions également étudier les réponses aux feedbacks au niveau cortical[66]. Il était alors indispensable de mettre en place des conditions difficiles, entrainant la production d'erreurs, afin d'avoir suffisamment d'essais dans la condition « feedback négatif ». Rétrospectivement, Il aurait peut-être été préférable d'envisager deux expériences séparées pour évaluer, d'une part la correction automatique des erreurs, et pour étudier d'autre part les réponses aux feedbacks en MEG et au niveau cortical. Toutefois, même pour étudier uniquement la correction automatique, il aurait été nécessaire de choisir des paramètres relativement rapides pour s'assurer d'observer un certain nombre d'erreurs chez chacun des sujets.

In fine, le gain observé en temps-réel, comparé à une situation dans laquelle aucune correction n'aurait été effectuée, s'est avéré quasi-nul (+0,5%). De plus, seuls 44% des sujets ont rapporté avoir préféré la session avec correction par rapport aux sessions sans correction. Malgré cela, le *bit rate* observé avec la correction automatique est supérieur à celui que l'on aurait observé avec une détection simple suivie d'une réécriture, forcément chronophage.

Toutefois, une rupture importante dans les valeurs de spécificité est observée entre les sujets : six d'entre eux ont présenté une spécificité inférieure à 75%, tandis que les dix autres sujets avaient une spécificité supérieure à 85%. Les sujets ayant une bonne spécificité ont également un meilleur *Θ* que les autres ainsi qu'une meilleure performance initiale. Ils ont également montré un gain global de 4% et ont majoritairement préféré la situation avec correction automatique. De plus, des analyses électrophysiologiques hors lignes ont montré des différences d'amplitude et de latence entre les deux groupes de sujets (bonne vs. mauvaise spécificité), à la fois dans les réponses aux cibles et dans les réponses aux feedbacks.
L'ensemble de ces résultats peut s'expliquer par un état attentionnel non optimal chez les six sujets présentant une mauvaise spécificité. Cet état attentionnel se reflèterait dans les réponses électrophysiologiques, ce qui aurait deux conséquences principales :
- une moins bonne détection des cibles entrainant une moins bonne performance au P300-Speller et un moins bon *Θ*,
- une moins bonne discrimination des réponses aux feedbacks à l'origine de la mauvaise spécificité.
Un mauvais *Θ* associé à une mauvaise discrimination des réponses aux feedbacks ne peut que résulter en une mauvaise correction, qui va ici jusqu'à induire une détérioration des performances chez ces sujets. Le fonctionnement inverse est observé pour l'autre groupe de sujet : un état attentionnel optimal induit des signaux EEG très amples et donc facilement discriminables. Il en résulte une bonne performance au P300-Speller, un bon Θ et une détection efficace des erreurs, ce qui permet un gain de performance grâce à la correction automatique.

En l'état, la correction automatique n'est pas très pertinente. Il semble intéressant de tenter de l'améliorer, par exemple en biaisant le classifieur pour favoriser la spécificité et éviter les faux positifs, ou en utilisant un dictionnaire qui permettrait d'améliorer la classification initiale, et par conséquent d'améliorer le *Θ*. Ceci étant dit, il est possible qu'une simple modification des paramètres expérimentaux (le nombre de répétitions notamment) permette d'améliorer l'efficacité de la correction. Or, les patients ont généralement besoin de beaucoup plus de répétitions que les sujets sains. La correction automatique pourrait donc peut-être se révéler plus utile et plus efficace avec eux. Enfin, il semble que selon l'état attentionnel, ou peut-être d'autres paramètres individu-dépendants, la détection et la correction sont plus ou moins efficaces. Nos résultats montrent qu'il

est important de tenir compte des différences interindividuelles, ainsi que des préférences de chacun avant de mettre en place une correction automatique.

Les détails du protocole, des analyses et des résultats de cette étude sont disponibles dans l'article *« Objective and subjective evaluation of online error correction during P300-based spelling »* reporté ci-dessous et publié en 2012 dans la revue *Advances in Human-Computer Interaction*.

Hindawi Publishing Corporation
Advances in Human-Computer Interaction
Volume 2012, Article ID 578295, 13 pages
doi:10.1155/2012/578295

Research Article

Objective and Subjective Evaluation of Online Error Correction during P300-Based Spelling

Perrin Margaux,[1,2] Maby Emmanuel,[1,2] Daligault Sébastien,[3] Bertrand Olivier,[1,2] and Mattout Jérémie[1,2]

[1] *Lyon Neuroscience Research Center (CRNL), INSERM, CNRS, Dycog team, 95 Boulevard Pinel, 69500 Bron, France*
[2] *Université Claude Bernard Lyon 1, 69000 Lyon, France*
[3] *CERMEP, 95 Boulevard Pinel, 69500 Bron, France*

Correspondence should be addressed to Mattout Jérémie, jeremie.mattout@inserm.fr

Received 6 July 2012; Revised 15 October 2012; Accepted 24 October 2012

Academic Editor: Surjo R. Soekadar

Copyright © 2012 Perrin Margaux et al. This is an open access article distributed under the Creative Commons Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Error potentials (ErrP) are alterations of EEG traces following the subject's perception of erroneous feedbacks. They provide a way to recognize misinterpreted commands in brain-computer interfaces (BCI). However, this has been evaluated online in only a couple of studies and mostly with very few subjects. In this study, we implemented a P300-based BCI, including not only online error detection but also, for the first time, automatic correction. We evaluated it in 16 healthy volunteers. Whenever an error was detected, a new decision was made based on the second best guess of a probabilistic classifier. At the group level, correction did neither improve nor deteriorate spelling accuracy. However, automatic correction yielded a higher bit rate than a respelling strategy. Furthermore, the fine examination of interindividual differences in the efficiency of error correction and spelling clearly distinguished between two groups who differed according to individual specificity in ErrP detection. The high specificity group had larger evoked responses and made fewer errors which were corrected more efficiently, yielding a 4% improvement in spelling accuracy and a higher bit rate. Altogether, our results suggest that the more the subject is engaged into the task, the more useful and well accepted the automatic error correction.

1. Introduction

A brain-computer interface (BCI) is a system that connects the brain to a computer directly and avoids the need for peripheral nerve and muscle activities to execute user's actions. A major aim of BCI research is to allow patients with severe motor disabilities to regain autonomy and communication abilities [1]. This raises the crucial challenge of achieving a reliable control by measuring and interpreting brain activity on the fly. Due to the highly complex, noisy, and variable nature of brain signals, especially those obtained with noninvasive recordings using scalp EEG, the computer sometimes misinterprets the signals and makes a decision that does not match the user's intention. In this context, it is highly relevant to look for a way to detect and correct errors. One way to tackle this issue is to appeal to the hybrid BCI approach [2], where it has been shown that BCI performance could be improved by supplementing the first-order brain signal with second-level information to aid the primary classifier and to improve the final decision or BCI output [3]. This complementary signal can be either of a cerebral origin or of a very different nature [2].

Along that line, a couple of recent studies have proposed to use error-related brain signals in BCI applications. It has been established for years that the brain produces specific evoked responses in case of errors. The error-related negativity (ERN or Ne, [4, 5]) and error positivity [6, 7] are phase locked to the motor response in alternative forced-choice tasks, whereas the feedback-related negativity (FRN or feedback ERN) is produced in response to negative feedbacks [8] (see [9] for a review on ERN and FRN). In a human-computer interface, the ERN has already been used to detect errors online [10]. In BCI, an FRN like signal has been observed in response to erroneous feedback [11]. Ferrez and

del R. Millan used the term "interaction error potential," as the decision results from the interaction between the user and the machine. Indeed, either one or both may be responsible for the error [12].

In particular, the well-known P300-speller has been used to compare classifiers in their performance to discriminate between correct and incorrect trials [13–15], in order to achieve real-time automatic error detection. In [15], the authors compared several classifiers offline, using a three-fold cross-validation procedure. The best classification was obtained with an LDA applied on polynomial coefficients. It was then used to evaluate the putative improvement due to ErrP detection, by estimating the ensuing reduction in the number of trials needed to properly spell a letter. They found that four out of five subjects could benefit from error detection, provided that the accuracy of the P300-Speller would remains below 75%. The same group was the first to test online automatic error detection in a P300-Speller BCI. The ErrP was detected with a 68% specificity (the probability of detecting a correct trial) and a 62% sensitivity (the probability of detecting an error trial), in two out of three subjects. However, this was not sufficient to improve the information transfer rate [13]. Finally, in a recent P300-Speller study, healthy and motor-impaired participants increased their bit-rate by 0.52 (in bits/trial) using online error detection during copy spelling [14]. However, these studies implemented and evaluated automatic error detection but not automatic error correction. In other words, they could eventually suppress a wrong letter by detecting the ensuing ErrP but did not attempt to immediately replace this letter by another highly probable one [13, 14]. In the current study, we evaluated both error detection and correction, where correction was based on the second best guess of a probabilistic classifier.

In a previous experiment, we tested automatic error detection offline [16]. We achieved a very high specificity (above 0.9) and a fairly good sensitivity (up to 0.6), which yielded a significant improvement in offline spelling accuracy in about half of the participants considering an automatic correction based on the second best guess of the classifier. Importantly, it turned out that, for about 50% of the error trials, the second best guess of the classifier corresponded to the true target. Interestingly, this good correction rate (GCR) correlated with the spelling accuracy over subjects, suggesting that more attentive subjects would produce more distinguishable feedback response signals and should be more prone to benefit from automatic correction.

In the current study, we implemented and tested automatic error correction online, in a fairly large group of subjects. To ensure a high error rate in most participants, we used settings that render the spelling fast and challenging. We also evaluated subjective perception of error correction in each participant by means of a questionnaire. Importantly, the group would clearly split in-between participants with low and high ErrP detection specificity. We thus also report and discuss the difference between those two groups, both at the psychological and neurophysiological levels.

The paper is organized as follows. First, Section 2 describes the experimental design in details, including the online OpenViBE scenario that we implemented for spelling and error detection and correction. It also describes the evaluation procedure we used to analyze data offline. Results are exposed in the next section and discussed in the final section of the paper.

2. Methods

2.1. General Principle of the P300-Speller. The P300-Speller is a BCI paradigm developed to restore communication in locked-in patients [17]. The P300 signal is an EEG positive deflection that occurs approximately 300 ms after stimulus onset and is typically recorded over centro-parietal electrodes. This response is evoked by attention to rare stimuli in a random series of stimulus events (the oddball paradigm) [18] and is even stronger when the subject is instructed to count the rare stimuli [19]. It can be used to select items displayed on a computer screen [17, 20]. In practice, all possible items are displayed while the user focuses his attention (and gaze) onto the target item. Groups of items are successively and repeatedly flashed, but only the group that contains the target will elicit a P300 response. Correct spelling thus relies on both the user's attentional state and the ability for the BCI to detect the P300 response online.

2.2. Participants. Sixteen healthy subjects took part in this study (7 men, mean age = 28.2 ± 5.1 (SD), range 20–37). They all signed an informed consent approved by the local Ethical Committee and received monetary compensation for their participation. All participants reported normal or corrected-to-normal vision. All subjects had no previous experience with the P300-Speller paradigm or any other BCI application.

2.3. Experimental Design

2.3.1. Setup. Participant's brain activity was simultaneously recorded with 56 passive Ag/AgCl EEG sensors (VSM-CTF compatible system) and 275 MEG axial gradiometers (VSM-CTF Omega 275). However, only 32 EEG electrodes were used for the online and offline analysis reported in this paper. The EEG electrode placement followed the extended 10–20 system (see Figure 1). Their signals were all referenced to the nose. The ground electrode was placed on the shoulder and impedances were kept below 10 kΩ. Signals were sampled at 600 Hz.

2.3.2. Stimuli. We used a standard 6×6 matrix of items for stimulation [17], which we combined with our own implementation of the P300-speller in OpenViBE [21, 22]. We moved away from the traditional row and column way of flashing items, by adapting the pseudorandom stimulation procedure proposed by Townsend et al. [23]. Townsend and collaborators showed that this improves the spelling accuracy significantly since it minimizes the risk for the subject or patient to be distracted by the letters adjacent to the target. Therefore, we constructed six pairs of groups of six letters, each pair being associated with a particular item of the matrix. This item then belongs to two groups

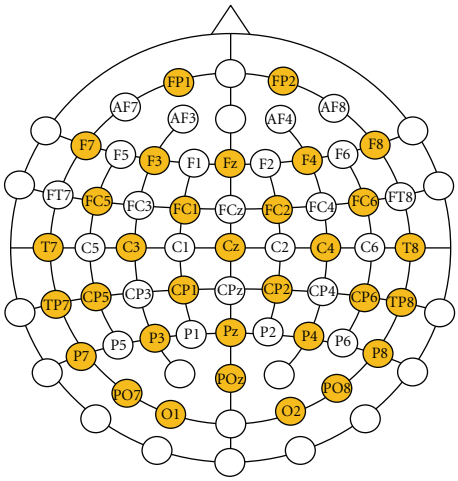


Figure 1: EEG channel montage. Only yellow channels were used for the online and offline analysis reported in this paper.

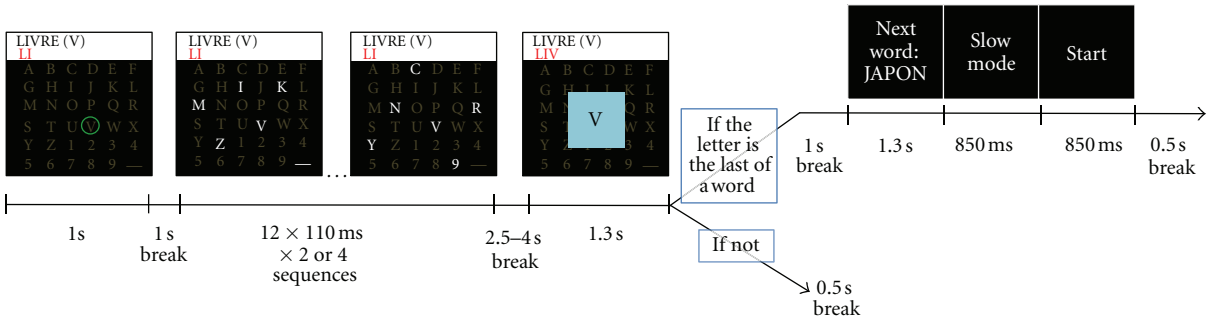


Figure 2: The course of one trial. The target letter is indicated by a green circle, for 1 second. Letters are flashed by group of 6 letters. After a delay, the letter chosen by the P300 classifier is displayed for 1.3 seconds. If the letter is the last of the word, a 4.5 second break occurs during which a display indicates the next word and the difficulty level (slow or fast spelling mode). If not, there is a short 0.5 s break before the next green circle appears.

only and those two groups have only this single item in common (see Figure 2). In other words, a unique pair of groups of nonadjacent letters is defined in order to replace the original pair of row and column that was associated with a unique possible target [24]. This way of flashing letters also minimizes the probability that a letter will be flashed twice in a row, which minimizes the risk for the user to miss one target presentation. The flash duration was equal to 60 ms and we set the stimulus onset asynchrony (SOA) to 110 ms. We chose these small parameter values in order to make the trials as short as possible. This has a twofold advantage. It enables us to acquire more trials per subject and it makes the spelling more difficult [22]. Both aspects are essential to generate enough error trials and study error detection and correction.

2.3.3. One Trial. We call a trial the succession of stimulations and observations that are needed to select one item (see Figure 2). Each trial is thus made of several sequences depending on the spelling condition. A sequence of stimulations corresponds to the successive flashing of all the groups, once and in a pseudorandom order. The longer the trial (i.e., the more sequences per trial), the more observations to rely on for the BCI to find the target.

We used two spelling conditions: a fast, more error-prone condition, made of short (2-sequence long) trials and a slower, less risky one, made of four-sequence long trials. These two modes are fairly fast and challenging, which ensures the recording of many trials per subject, among which enough error trials for subsequent analysis.

Since we used copy spelling, each trial started with the presentation of the current target, both at the top of the screen and within the matrix, using a green circle for 1 second. There was no break in-between sequence. At the end of each trial, 2.5 to 4 seconds after the last flash, the feedback was displayed in a blue square at the middle of the screen for 1.3 seconds. It was simultaneously written on the top of the screen (see Figure 2). This large presentation at the center of the visual field was made to favor clear single-trial responses to feedbacks. Participants were explicitly instructed to wait for the feedback at the middle of the screen and not to blink during feedback presentation.

In the session including automatic correction (see below), the second best guess of the classifier was used to

replace the current feedback, in an orange square, whenever an ErrP would have been detected. In this case, the new feedback was presented for 1 second and the item was also simultaneously corrected at the top of the screen (see Figure 2). After a 0.5 second break, the new target for the next trial was presented.

2.3.4. Full Procedure. The experiment was divided into five parts.

(1) *Installation and Instructions.* After having read about the experiment and signed an informed consent form, each subject was prepared for EEG/MEG data acquisition. During preparation, the subject was asked to read the task instructions. Finally, a couple of typical trials were presented so that the subject would be familiar with stimulus presentation before starting the actual experiment.

(2) *Speller Training.* The aim of the first session was to gather training data in order to set the supervised algorithms subsequently used in the test phase, for individual feature selection and classification. Precisely, those data were used to both compute the individual spatial filters and class parameters. In this training session, subjects were all required to successively copy spell the same 36 items (the whole matrix). Each item or trial was spelled using 3 flash-sequences. The session lasted about 10 minutes and was interleaved with short breaks after the 12th and 24th items. No feedback was provided.

(3) *Speller Testing and Error Detection Training.* After training, the subjects had to go through four true spelling sessions, lasting approximately 12 minutes each. Each session was made of twelve 5-letter words. Subjects received feedback after each letter and words were separated by a 4.5 second break. Within a word, letters were spelled using the same number of sequences (either 2 or 4) and short- and long-lasting words were counterbalanced within sessions. The responses to feedbacks over those four sessions were used to train the feature extraction and classification algorithms for subsequent error detection.

(4) *Speller and Error Correction Testing.* In the fifth spelling session, participants had to spell twenty 5-letter words that they had chosen themselves before the beginning of the whole experiment. Still, it consisted in copy spelling since those words were entered in the computer by the experimenter before the actual session. All letters were spelled using two sequences only (fast mode). This last session lasted 17 minutes approximately. Importantly, whenever an error was detected, automatic correction applied.

(5) *Debrief.* After recording, participants had to fill in a questionnaire. Using marks between 1 and 10, they had to respond to questions about their perception of the performance of the machine, the difficulty of the task, the quality, and usefulness of the correction.

2.4. Feature Extraction. We used similar preprocessing steps and feature extraction algorithms to process the responses evoked by flashes (for spelling) and feedbacks (for error detection), respectively. Raw data were first downsampled to 100 Hz and bandpass filtered between 1 and 20 Hz, online. 100 Hz here corresponds to a good compromise between the need to sample above 60 Hz (the so-called engineer Nyquist frequency to avoid aliasing) and the advantage of reducing the dimension of the data for online processing. Feature extraction then consisted in linear spatial filtering, whose effect is to reduce the dimension of the data as well as to maximize the discriminability between the two classes (i.e., between targets and nontargets, during spelling, and between error and correct feedbacks, during error detection) [25]. The xDAWN algorithm provides orthogonal linear spatial filters that can be learned from training samples [25]. Based on our previous studies [16, 22], we used a five-dimensional filter for both spelling and error detection. As mentioned above, those filters were learned based on the first session, for subsequent spelling, and based on the first four spelling sessions which included feedbacks, for error detection in the last session. For online spelling, the features consisted in the spatially filtered epochs from 0 to 600 ms after flash onset. The evoked response thus included both the P300 and the early visual response [22, 26, 27]. For online error detection, the features consisted in the spatially filtered epochs from 200 to 600 ms after feedback onset [28].

2.5. Feature Classification. We used a mixture of multi-dimensional Gaussian model as a classifier. The model parameters (i.e., the mean and variance of each of the two Gaussians) were learned from the same training samples as the parameters of the xDAWN algorithms, for the spelling and error detection task, respectively. Importantly, we assumed conditional independence in time and space between features (naïve Bayes hypothesis) [16, 22]. This makes the real-time computation of the posterior probability of each new feature very efficient. This is particularly relevant for the spelling part, since it enables the BCI to update its posterior probability or belief about the target location, after each new observation or flash.

Indeed, for spelling, all items are initially assumed to be equiprobable targets. At each new observation, this belief is updated following Bayes rule, by optimally combining the data likelihood and priors. The obtained posteriors then furnish the prior for the next observation, in a Markovian fashion.

For error detection, a decision was made after each single feedback observation. Hence Bayes rule was applied once per trial only. We used individual priors based on each subject's averaged error rate, as given by the first four spelling and ErrP training sessions.

2.6. Evaluation of Online Error Detection. To evaluate ErrP classification, we use the common confusion matrix for a two-class problem (see Figure 3). It involves the estimation of the following complementary measures (reported in percent in the results section):

		Outcome	
		Error	Correct
Predicted	Error	TP	FP
	Correct	FN	TN

(a)

		Feedback (speller outcome)	
		Incorrect	Correct
ErrP detection	Error	ErrP classifier recognises an error. The second best-guess from the classifier replaces the incorrect letter (good case).	ErrP classifier recognises an error. The second best-guess from the classifier replaces the actually correct letter (worst case).
	Correct	ErrP classifier does not recognises an error, event though the letter displayed is actually incorrect (bad case).	ErrP classifier does not recognises an error. The letter is indeed correct (best case).

(b)

Figure 3: Confusion matrix for a general binary problem (a) and in the context of error correction (b), adapted from [14]. TP: true positive; FP: false positive; FN: false negative; TN: true negative.

(i) sensitivity = TP/(TP + FN), that is, the capacity to correctly detect errors;

(ii) specificity = TN/(TN + FP), that is, the capacity to correctly detect correct trials;

(iii) accuracy = (TP + TN)/(TP + TN + FP + FN), that is, the global efficacy of the classifier.

2.7. Evaluation of Online Error Correction. We computed three quantitative measures to evaluate error correction, both at the single subject and group levels.

We denote the first one by θ. It is the percentage of error trials for which the classifier's second best guess corresponded to the actual target. Note that θ is independent of error detection and only measures how well the classifier might help correcting errors automatically. We estimated θ based on the whole five spelling sessions.

The second measure evaluates automatic error correction on the very last session. It is the good correction rate (GCR) and corresponds to the percentage of detected true error trials that were appropriately corrected. While θ is an offline (predictive) measure, GCR is an online (true BCI behavioral) measure of performance.

Finally, we estimated the individual gain in spelling accuracy due to automatic error correction in the last session. It is simply the difference between the observed accuracy and the one that would have been observed with no online correction.

A commonly used although imperfect measure of BCI performance is the bit rate [29], originally derived from [30]. It can be computed from the following formula:

$$\mathrm{br} = \log_2(M) + (1-p)\cdot \log_2 \frac{1-p}{M-1}, \tag{1}$$

where M is the number of classes and p is the accuracy of the P300 classifier. We report br in bits per minute and use it to compare the spelling accuracy with and without online correction as well as the accuracy that would have been observed if error detection would have been simply followed by the opportunity to spell the letter again. To estimate the latter, we consider that the letter would be spelled again once, with an accuracy corresponding to the one observed online for each subject. Importantly, the respelling of a letter includes a short instruction indicating that the user should focus onto the same target again [14].

For each of the above parameters, we also report the obtained values at the population level. Importantly, since the subjects did not show the same amount of errors, computing the average values for TP, FN, and other parameters would yield a bias estimate of what could be predicted at the population level. Therefore, we rather report the values obtained by concatenating all the trials over subjects, that is, by considering the so-called metasubject. We refer to such quantities at the population level as metavalues. As an example, the metasensitivity corresponds to the sensitivity of the metasubject with mTP true positive and mFN false negative (mTP and mFN being the sum of TP and FN over all the 16 participants).

Finally, the spelling accuracy using automatic correction was related to the specificity, the sensitivity, and the GCR using the following simple formula:

$$Pc = P\cdot \mathrm{Spec} + (1-P)\cdot \mathrm{Sens}\cdot \mathrm{GCR}, \tag{2}$$

where P indicates the spelling accuracy in the absence of correction and Pc the spelling accuracy after automatic correction. The correction becomes useful as soon as $Pc > P$, which for a given initial spelling accuracy and GCR yields the following limit condition on error detection sensitivity and specificity:

$$\mathrm{Spec} > 1 - \frac{(1-p)\cdot \mathrm{Sens}\cdot \mathrm{GCR}}{p}. \tag{3}$$

2.8. Additional Offline Analysis. Subjects clearly separated between a low (below 0.75) and a high (above 0.85) ErrP detection specificity group. We compared those two groups in terms of performance, responses to questionnaire, and electrophysiological measures. Because of the small sample size in each group, we used the nonparametric Mann-Whitney test for statistical inference.

The electrophysiological responses we considered for quantitative comparisons are the differences between averaged responses to target and non-target stimuli, or to correct and incorrect feedbacks, respectively. These were computed from the downsampled and bandpass filtered data (see Section 4). We compared the amplitudes and latencies of the negative and positive peaks of these differential responses.

For the responses to feedback, only the (last) session with correction was considered. We computed the difference between responses to correct and incorrect feedbacks on

		Outcome	
		Error	Correct
Predicted	Error	23.7%	7.6%
	Correct	14%	54.7%

Figure 4: Confusion matrix for ErrP detection (group results).

central electrode Cz, as in [14]. We typically observe a first negative component (between 250 and 450 ms) followed by a positive component (between 350 and 550 ms), which we denote by neg-ErrP and pos-ErrP, respectively.

For the responses to flashes, we used the data from all sessions. We computed the difference between the averaged responses to target and non-target stimuli and selected the channels exhibiting the maximum absolute differences at the group level. We thus focused our comparison on channel P7 for a negative peak difference in time window 150–270 ms and on channel P8 for positive peak difference in time window 250–500 ms. These two components correspond to the N1 and P300 responses, respectively. N1 is known to be associated with automated stimulus processing that is affected by early attentional processes [31] and to be preponderating at parieto-occipital sites [27].

For each participant, both the amplitudes and latencies of the peaks of the above-defined components were used for subsequent analysis and statistical comparisons. Note that for technical reasons, the electrophysiological data of one participant (S08) could not be saved during the experiment. Therefore, all the results relying on offline evoked potential analysis were obtained from the other 15 subjects.

3. Results

3.1. Performance in Spelling. In fast mode (including the last session), the online spelling accuracy was 64% ± 21 (SD). In slow mode, it was 80% ± 18 (SD). Accounting for the delay between two trials (5.8 s), this corresponds to rates of 4.52 ± 1.2 (SD) and 4.31 ± 1 correct letters per minute, respectively. The information transfer rate is higher in fast mode, meaning that the loss in accuracy is compensated by the speed increase.

3.2. Performance in Error Detection. The metavalues for the percent of true positive, false positive, false negative, and true negative are shown in Figure 4. The individual sensitivity and specificity values are given in Table 1. At the group level, the (meta) sensitivity, specificity, and accuracy obtained 63%, 88%, and 78%, respectively.

Interestingly, the spelling accuracy correlates with ErrP detection specificity over subjects ($P < 0.01$, $r = 0.68$, Figure 5(a)).

What is very much striking is the split into two groups according to the individual specificities in error detection. Six subjects have quite low specificities, below 75%, while specificities for the other 10 subjects rise above 85% (Figure 5(a)).

3.3. Performance in Automatic Error Correction. Individual θ and gains are given in Table 1. At the group level, the GCR obtains 34%, meaning that for one hundred well-detected errors, thirty-four have been well corrected. The metavalue for θ is 36%, which is very close to the GCR. Over subjects, θ correlates with global spelling accuracy ($P < 0.0001$, $r = 0.87$). Precisely, the less the errors during initial spelling, the higher the probability to effectively correct for those errors (Figure 5(b)).

θ also correlates with specificity ($P < 0.01$, $r = 0.72$) and accuracy of ErrP detection ($P < 0.01$, $r = 0.63$, Figure 5(c)), as well as with responses to questions Q1 ("How well did you control the machine?", $P < 0.001$, $r = 0.75$) and Q2 ("Did the machine perform well?", $P < 0.05$, $r = 0.60$).

Over the whole group, the spelling accuracy raised by 0.5% due to automatic error correction, relative to a 62% initial accuracy (i.e., without correction). However, interindividual variability proved quite large. Automatic error correction yielded an improvement in 50% of the subjects (with a maximum gain of 12%), while it caused a degradation of spelling accuracy in 37.5% of the subjects (with a maximum drop of 19%).

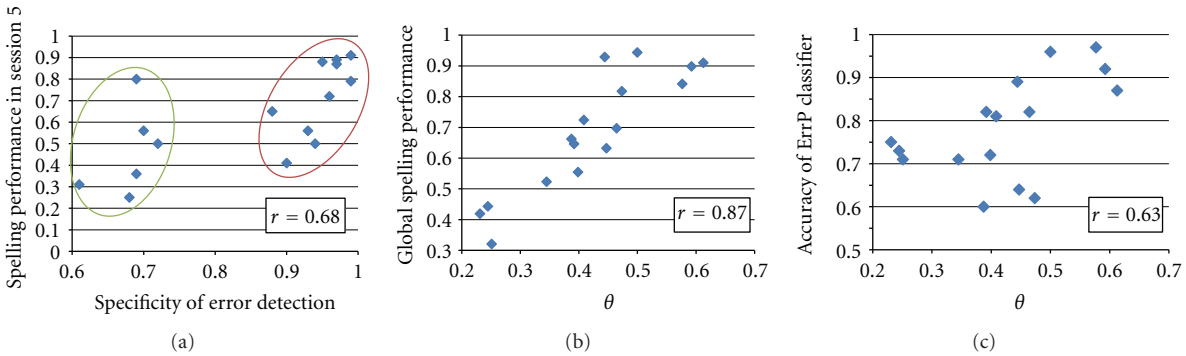
Table 2 shows the bit rates corresponding to the three compared spelling modes: no correction, predicted correction based on automatic error detection, and hypothetical respelling and online automatic correction. Over subjects, the information transfer rate decreases when we move from automatic correction to automatic detection and respelling. Moreover, the highest bit rate is obtained for the no correction case. However, when restricting the comparison to the high specificity group, the highest bit rate is obtained during automatic correction.

Figure 6 provides a graphical representation of individual performance in terms of sensitivity and specificity in error detection. It also summarizes the behavior of the different groups, by displaying the metaspelling accuracy corresponding to the whole group, the low specificity group and the high specificity group, respectively. For those three groups, it further emphasizes the boundaries given by (3), that is, the minimum required trade-off between specificity and sensitivity. Precisely, given the observed GCR and spelling accuracy (in the absence of any correction) for each group, each boundary represents the limit above which the automatic correction becomes fruitful. The more a subject lays above the boundary, the higher the expected increase in spelling accuracy (e.g., S10 had a 12% gain of accuracy). Conversely, the more a subject lays below the boundary, the larger the expected drop of spelling accuracy (e.g., S01 had a 19% drop of accuracy).

3.4. Self-Evaluation Questionnaires. Questions and averaged ratings are reported in Table 3. Individual responses for Q1, Q2, and Q8 are detailed in Table 1. Interestingly, the group average answer to Q2 equals 6.6, which is very close to the observed global spelling accuracy of 68.5%. Moreover, the

Table 1: Individual and group performance in spelling, error detection, and correction. The first three columns indicate the subject number and demographical information such as gender and age. The next two columns indicate the spelling accuracy (percent of correct letters) for the whole five sessions (mixing words spelled with 2 and 4 sequences) and for the fifth session alone (the one dedicated to online evaluation of error correction, without considering the online correction), respectively. The next four columns indicate the individual sensitivity, specificity, θ, and gain in spelling accuracy obtained in the last session, reported in percent. The last four columns show the individual responses to the most relevant questions (see Table 2 for a full description). The last three lines provide results at the group level (first line) and after having distinguished between low specificity (second line) and high specificity (third line) performers.

Subjects	Dem. info.		Spelling accuracy		ErrP detection		Correction		Questionnaire			
	Sex	Age (year)	Sessions 1 to 5	Session 5 only	Sens.	Spec.	θ	Gain	Q1	Q2	Q8	Did you prefer with or without correction?
1	m	34	82%	80%	35%	69%	47%	−19%	5	5	2	without
3	m	25	32%	25%	72%	68%	25%	1%	1	1	2	without
4	f	31	44%	36%	75%	69%	24%	−2%	6	5	1	without
6	f	20	42%	31%	81%	61%	23%	0%	4	8	8	with
12	m	23	66%	56%	48%	70%	39%	−9%	7	6	4	without
14	f	23	52%	50%	70%	72%	35%	−1%	4	6	5	without
2	f	32	65%	56%	68%	93%	39%	7%	5	7	6	with
5	m	28	70%	72%	46%	96%	46%	3%	7	7	5	with
7	f	37	93%	89%	27%	97%	44%	−3%	8	8	1	without
8	f	29	90%	87%	62%	97%	59%	0%	5	7	2	without
9	f	26	72%	65%	69%	88%	41%	1%	6	7	7	with
10	f	22	84%	79%	90%	99%	58%	12%	7	8	7	without
11	m	26	91%	88%	25%	95%	61%	−2%	8	8	4	without
13	m	23	55%	41%	59%	90%	40%	11%	5	6	9	with
15	m	27	63%	50%	34%	94%	45%	6%	7	8	8	with
16	f	25	94%	91%	67%	99%	50%	3%	8	8	9	with
	Summary						Metasubject					Summary
All	7 m; 9 f	26.9	69%	62%	63%	88%	36%	1%	5.8	6.6	5.0	44% with
Spec < 0.75	3 m; 3 f	26	53%	46%	69%	69%	29%	−5%	4.5	5.2	3.7	17% with
Spec > 0.85	4 m; 6 f	27.5	78%	72%	56%	95%	45%	4%	6.6	7.4	5.8	60% with



(a) (b) (c)

Figure 5: (a) Correlation between the spelling accuracy (rate of correctly spelled letters) in session 5 (without considering the correction) and specificity of error detection. The green circle includes participants with low specificity while the red one includes participants with high specificity. (b) Global spelling accuracy as a function of θ. (c) Accuracy of error detection as a function of θ. Each diamond represents a participant, and R values represent correlation coefficients.

response to Q2 correlates with global spelling accuracy over individuals ($P < 0.05$, $r = 0.61$). And it also correlates with responses to Q1 ($P < 0.01$, $r = 0.74$). Answers to Q1 and Q2 further correlates significantly with error detection specificity (resp. $P < 0.05$, $r = 0.59$, and $P < 0.01$, $r = 0.62$), as well as with the observed gain in spelling accuracy due to automatic correction ($P < 0.05$, $r = 0.54$). The gain in spelling accuracy also correlates positively with the subject's answer about the usefulness of automatic correction (Q8, $P < 0.05$, $r = 0.61$).

Table 2: Bits per minute for the three compared spelling modes: no correction at all, automatic detection and predicted correction due to respelling, and automatic correction (online results).

Subjects	Spelling mode (bits/min)		
	No correction	Error detection and respelling	Error detection and automatic correction (online)
S01	21.75	16.27	13.55
S03	3.25	3.01	3.27
S04	6.00	5.45	5.14
S06	4.69	5.45	4.37
S12	12.23	9.68	8.88
S14	10.20	8.97	9.39
S02	12.23	13.01	14.24
S05	18.29	18.68	19.23
S07	26.10	25.63	24.43
S08	25.08	25.48	24.79
S09	15.51	15.34	15.38
S10	21.30	23.51	26.59
S11	25.58	24.78	24.40
S13	7.42	7.82	10.43
S15	10.20	10.30	11.97
S16	27.15	28.07	28.61
Metasubjects			
All	13.06	12.70	12.81
Spec < 0.75	9.03	7.71	7.37
Spec > 0.85	18.21	18.77	19.56

Table 3: Questionnaire and averaged ratings over the whole group ($N = 16$). Ratings ranged between 1 (most negative response) and 10 (most positive response).

Questions	Averaged ratings ± SD
Q1. How well did you control the machine?	5.8 ± 1.9
Q2. Did the machine perform well?	6.6 ± 1.8
Q3. Was the task difficult?	4.6 ± 2.5
Q4. Was the task tiring?	5.9 ± 2.3
Q5. Was the task motivating?	7.9 ± 1.4
Q6. Could you predict errors?	4.9 ± 3.1
Q7. How much did errors upset you?	7.3 ± 2.2
Q8. Was the automatic error correction useful?	5.0 ± 2.8

Finally, to the last (binary) question: "Did you prefer the spelling with or without correction?" a short majority reported a preference for no correction (56%). However, when distinguishing between the low and high specificity groups, we find that 83% of the former preferred without correction whereas 60% of the latter preferred with correction.

3.5. Electrophysiology. The grand average feedback-related responses in correct and incorrect trials as well as their difference are depicted in Figure 7. Scalp topographies are also represented for each condition and for the two latencies corresponding to the negative and positive peaks of the difference. The negative peak average latency is 350 ms ± 49 (SD) after feedback onset, while the positive peak average latency is 480 ms ± 51 (SD).

The pos-ErrP amplitude correlates with the accuracy of error detection ($P < 0.01$, $r = 0.64$, Figure 8(a)), while the neg-ErrP amplitude correlates with the sensitivity of error detection ($P < 0.01$, $r = -0.70$, Figure 8(b)). Hence the larger the difference between responses to correct and incorrect trials, the more efficient the automatic error detection. Besides, we found a significant relationship between the initial spelling accuracy (without correction) and both the amplitude and the latency of the pos-ErrP. Indeed, the higher

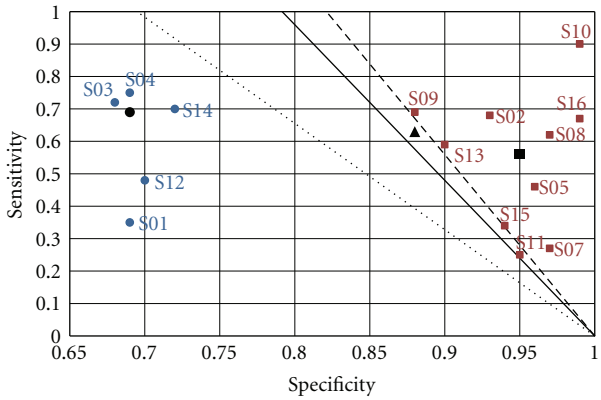


FIGURE 6: Error detection sensitivity as a function of error detection specificity. All subjects are represented as well as the global metasubject (triangle) and the two metasubjects for the low specificity (circle) and high specificity (square) groups, respectively. The lines are the boundaries above which the automatic correction becomes fruitful, for the three groups (plain, dotted, and dashed, resp.).

the spelling accuracy, the larger ($P < 0.05$, $r = 0.58$) and the earlier ($P < 0.05$, $r = -0.55$) the positivity.

Similarly, the group average responses to target and non-target stimuli as well as the difference between the two are depicted on Figure 9. Figure 9 also shows the topographies obtained for those three responses, at the peak latency of the N1 (229 ms ± 19 (SD)) and P300 components (380 ms ± 72 (SD)).

The amplitude of the N1 component correlates with both the global spelling accuracy ($P < 0.05$, $r = -0.55$, Figure 8(c)) and θ ($P < 0.01$, $r = -0.72$). The larger the negative difference between the responses to target and non-target stimuli, the higher the spelling accuracy and the θ. This corroborates what has been already observed in healthy subjects using the P300-speller, namely, that spelling accuracy depends on the ability to focus on the desired character, which yields a larger N1 response and provides a complementary feature to the P300 in order to achieve good classification [26].

Note that for correlations involving neg-ErrP or N1 amplitudes, values are negative since the amplitudes are negatives.

3.6. Between-Group Differences. The low specificity group performed spelling significantly poorer than the high specificity group (53% compared to 78%, $P < 0.05$). They also benefit significantly less from automatic correction ($P < 0.05$): correction improved the spelling accuracy by 4% in the high specificity group, while it degraded it by 5% in the low specificity group (Table 1). Accordingly, participants showing a low specificity tend to perceive the machine as less efficient ($P < 0.05$) and felt like they had fewer control on the BCI ($P < 0.05$). In agreement with their lower spelling accuracy, the subjects in the low specificity group also present a significantly lower value for θ (0.29 compared to 0.45, $P < 0.05$).

Finally, the latency of neg-ErrP peak proved shorter ($P < 0.05$, Figure 10(b)) and the amplitude of the N1 peak proved larger ($P < 0.01$, Figure 10(c)) for the high specificity group.

We found no significant differences between the two groups on other physiological parameters or on answers to questions Q3 to Q8.

4. Discussion

4.1. Performance in Spelling and Error Detection. We used our own implementation of the P300-speller BCI for the evaluation of online automatic error correction in 16 healthy volunteers. We considered two spelling conditions, namely, a slow and a fast mode, whose trial length was guided by our own previous experiments [16, 22].

In the current study, the online spelling accuracy proved fairly high. On average, participants could spell about 4.5 correct letters per minute, to be compared with 1.57 correct letters per minute in [14]. This high performance level might be partly attributable to the use of the xDAWN algorithm for spatial filtering [32] and to the departure from the row-column paradigm adapted from [23]. This initial high spelling accuracy has to be kept in mind when interpreting the outcome of error correction. Indeed, it might be that the effectiveness of error detection and correction depends upon the ongoing bit rate, which directly relies on the speed-accuracy trade-off that was targeted when choosing specific stimulation settings (i.e., short- or long-flash durations, short or long sequences).

Regarding the responses to feedback, we observed fronto-central evoked signals whose time courses resemble the ones that have been described recently in a BCI context [12, 14, 16]. As we already noted in [23], those components that are usually referred to as interaction ErrP in BCI [2], exhibit spatial and temporal patterns that strongly resemble the ones of feedback responses classically reported in cognitive neuroscience studies [8]. This suggests that although contextual modulations can be observed [33, 34], responses to feedback may present spatial and temporal components that are independent of the context but specific to the core process of learning from external outcomes. It stresses out the question of what part of the signal and underlying process is specific to a BCI type of interaction and what part is not.

As in a couple of earlier studies [13, 14], we showed that those responses to feedbacks can be detected online, from single trials. At the group level, we obtained 88% specificity and 63% sensitivity. For comparison, Dal Seno and collaborators tested two subjects and obtained an averaged specificity and sensitivity of 68% and 62%, respectively [13]. In nine healthy subjects, Spuler and collaborators report a 96% specificity and 40% sensitivity [14]. Note that in the latter study, the authors used a biased classifier to favor specificity. Indeed, a high specificity guarantees that correctly spelled letters will not be detected as errors mistakenly.

In our experiment, we did not use a biased classifier. However, specificity was higher than sensitivity for most of the subjects. This is because spelling accuracy is fairly high,

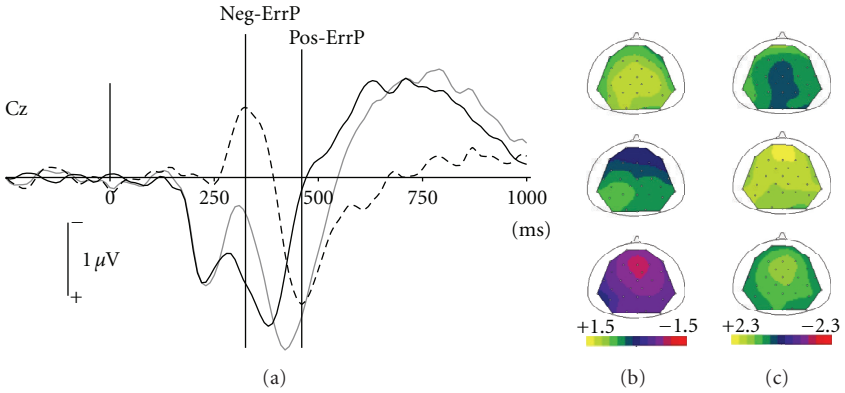


FIGURE 7: Grand average event-related dynamics (−250 ms to 1000 ms, channel Cz) associated with responses to correct feedbacks (black solid line), responses to incorrect feedbacks (grey solid line), and the difference between the two (black dashed line) (a). Zero time corresponds to feedback onset. Topographies for correct (top), incorrect trials (middle), and their difference (bottom) correspond to the latencies of the peaks of the neg-ErrP (b) and pos-ErrP (c), respectively.

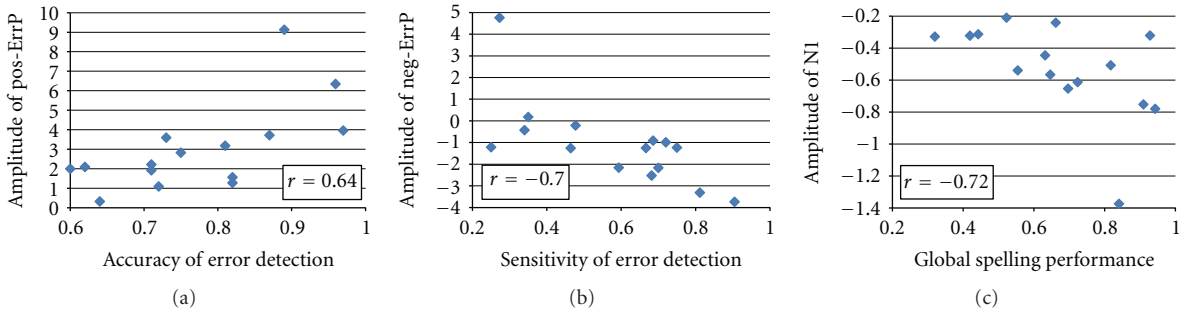


FIGURE 8: (a) Amplitude of pos-ErrP as a function of the accuracy of error detection (microvolts). (b) Amplitude of neg-ErrP as a function of the sensitivity of error detection (microvolts). (c) Amplitude of N1 as a function of the global spelling accuracy (microvolts). Each diamond represents a participant, and R values represent correlation coefficients.

which yields much more training samples for the correct than for the incorrect feedback responses. Indeed, sensitivity higlhy depends upon the quality of the learning of the error class. As an example, subject S07 made 13 errors only. In [14], the authors recommend the use of at least 50 samples to train the ErrP classifier. Hence, part of the interindividual variability in sensitivity is simply due to the variability in the initial spelling accuracy between subjects, which directly affected the quality of the training. However, this is not the case for specificity since as a corollary, high spelling accuracies yield a lot of training samples for the correct class. We obtained 84 training samples in the poorer performer (S03).

Nevertheless, the current results for error detection are slightly worse than the ones we obtained offline in a previous experiment [16]. This might be due to several factors. One factor might be the offline use of ICA, to clean up the signals in our previous study. Second, the use of fairly fast modes here induced smaller interval between two consecutive feedbacks, which might have diminished the expectancy for each new outcome. A known possible cause for smaller feedback responses [35, 36]. The latter effect might not be seen in patients where more sequences would typically be implemented. However, there is certainly room for improvement. At least two lines of research are worse mentioning in that respect. One is to make use of preexisting databases to tune the algorithms and suppress individual training [14]. However, this does not seem to be a good option in patients [14]. The second option, which could be used in combination with the first one, would be to use adaptive algorithms and keep updating the individual parameters while using the BCI. Reinforcement learning methods might prove very useful in this context [35].

4.2. Global Performance in Automatic Error Correction. The novelty of our approach comes from the implementation and online evaluation of automatic error correction. Whenever an error is detected, we simply proposed to replace the supposedly erroneous choice by our classifier's second best guess. We evaluated the efficiency of this automatic correction through the computation of the good correction rate (GCR). At the group level, the GCR was equal to 34%. On the one hand, this is much higher than chance level (1/35 = 2.86%), which speaks in favor of applying this strategy for automatic error correction. On the other hand, this is too low to yield a significant gain in spelling accuracy (0.5% only).

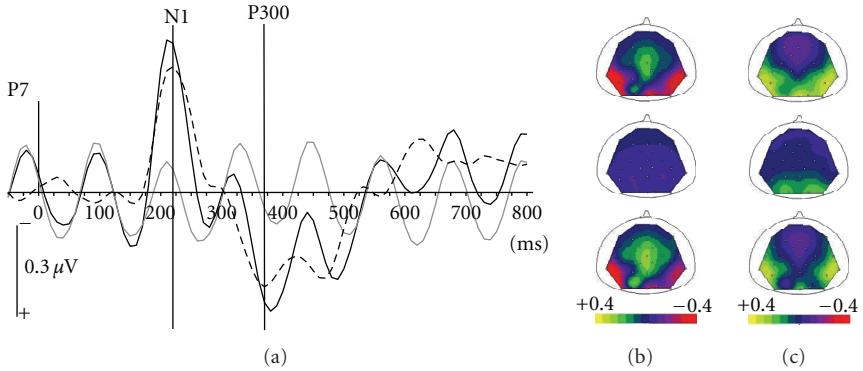


Figure 9: Grand average event-related dynamics (−50 ms to 800 ms, channel P7) associated with responses to target flashes (black solid line), response to non-target flashes (grey solid line), and the difference between the two (black dashed line) (a). Zero time corresponds to feedback onset. Topographies for correct (top), incorrect trials (middle), and their difference (bottom) correspond to the latencies of the peaks of the N1 (b) and P300 (c), respectively.

However, the meta-bit-rate is slightly better with correction than with detection only. This highlights the efficiency of even poor automatic error correction compared to sole error detection which requires cumbersome additional spelling. In order to improve the GCR, one promising option is to use priors from a dictionary in order to bias the classifier [36]. It might improve both the initial spelling accuracy and the ensuing GCR.

4.3. The Importance of Interindividual Differences. Beyond results at the group level, we observe a large interindividual variability. Specificity of error detection enabled us to clearly distinguish between two groups of participants: the low (<75%, $N = 6$) and the high (>85%, $N = 10$) specificity group. Our analysis revealed that those two groups differ not only in terms of specificity but also in terms of electrophysiological responses, initial spelling accuracy, θ values, and spelling accuracy gain as well as in their subjective perception of the BCI experience.

One obvious possible explanation is that the high specificity group corresponds to subjects who were more engaged into the task, which yields electrophysiological responses with large signal-to-noise ratio. Indeed, the N1 and P300 responses are known to reflect the participant's involvement in the task ([27, 37], see also [38] for a review on the P300 and [31] for a review on the N1). The P300 has been shown to increase with motivation in a BCI context [39] as well as the ensuing feedback-related negativity (the neg-ErrP) [16, 33]. As an expected consequence of a higher signal-to-noise ratio, the spelling accuracy increases as well as the θ. We indeed observe that physiological amplitudes in response to flashes, spelling accuracy, and θ are strongly and positively correlated. Similarly, the larger the ErrP, the more efficient the error detection, especially in terms of specificity. This is in agreement with the correlations we observed between the spelling accuracy, θ, and specificity and the perception of the BCI by the user (Q1 and Q2). Indeed, a high θ associated with an efficient ErrP classification yields a significant improvement due to automatic correction. All the correlations and group differences we observed are coherent with the hypothesis of a role of task engagement. However, we should remain cautious in our interpretations. This assumption requires further in-depth investigations. Indeed, we could not show any significant correlation between objective measures and the subjective responses to motivation-related question (viz. Q5 and Q7).

Nevertheless, our conclusion can be refined by looking closely at the results in the high specificity group ($N = 10$). In this group, only 2 subjects experienced a drop of spelling accuracy due to automatic error correction. Accordingly, 6 subjects reported a preference in favor of a spelling including automatic correction. Six subjects showed a higher bit rate when using the automatic correction compared to no correction. And 7 out of the 10 participants obtained a higher bit rate with automatic correction compared to automatic detection with predicted respelling. Three out of the 4 participants, who reported preference for spelling with no correction, did not improve their spelling accuracy with correction. Interestingly, the last one (S10) who obtained the largest improvement (+12%), surprisingly, reported verbally that efficient correction required too much attentional effort. All those results demonstrate the putative usefulness of automatic error correction but highlight the fact that it should certainly be used in a different way depending on the user's profile.

4.4. Requirements for Automatic Correction to Be Relevant. In theory, any initial spelling accuracy could benefit from automatic correction, provided that the sensitivity, the specificity, and the GCR are high enough. All studies concur in stating that specificity is a primary requirement, in order to avoid the highly frustrating situation of automatically discarding a correctly spelled item. But contrary to Visconti and colleagues [15], our results show that the better the spelling accuracy, the more relevant the correction. At first, this might sound counter-intuitive, since the higher the spelling accuracy, the more difficult the rare error detection. However, we do observe that good performers achieve

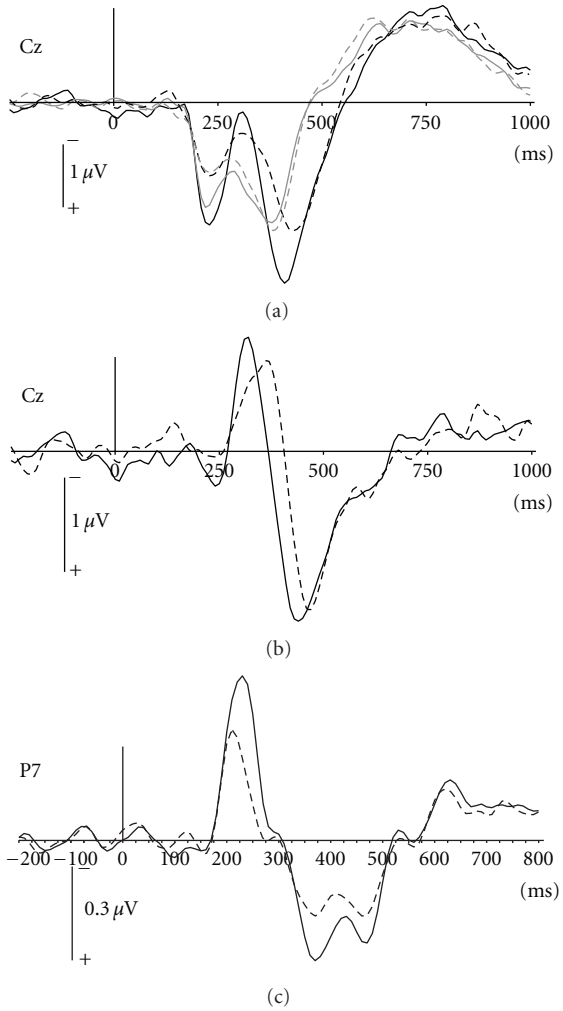


Figure 10: Grand average EEG event-related dynamics for group with a high specificity in solid line ($N = 10$) and group with a low specificity in dashed line ($N = 6$). (a) Responses to bad (grey) and good feedbacks (black) in channel Cz. (b) Difference of bad and good feedback responses in channel Cz. (c) Difference of target and non-target responses in channel P7.

better correction. Indeed, we show that both ErrP detection accuracy and θ (the subsequent ability to automatically correct for errors) are closely related to the spelling accuracy. In other words, the higher the spelling accuracy, the higher the performance in error detection and correction. As also supported by larger averaged ErrP and P300 responses, these results suggest that the more the subject engages into the task, the higher the performance in terms of both spelling accuracy and error correction. This is a strong indication in favor of a possible use of the P300-speller to train subjects in their abilities to focus attention [40].

5. Conclusion

The BCI presented here is the first online P300-Speller employing automatic correction by another item when an ErrP is detected. Our results are competitive in terms of ErrP detection, although they could probably be improved using adaptive training and a biased classifier. The automatic correction could also be improved, possibly by using the information from a probabilistic dictionary. However, it proved already relevant in terms of bit rate, compared to classical automatic ErrP detection alone. It also proved significant in most of the participants who had the best initial spelling accuracy. Importantly, the correction needs to be adjusted to each participant, depending on their initial spelling accuracy and preference.

Acknowledgment

This work is supported by the French ANR project ANR-DEFIS 09-EMER-002 CoAdapt. We thank Dominique Morlet for technical help.

References

[1] B. H. Dobkin, "Brain-computer interface technology as a tool to augment plasticity and outcomes for neurological rehabilitation," *Journal of Physiology*, vol. 579, part 3, pp. 637–642, 2007.

[2] J. D. Millan, R. Rupp, G. R. Muller-Putz et al. et al., "Combining brain-computer interfaces and assistive technologies: state-of-the-art and challenges," *Frontiers in Neuroscience*, vol. 4, article 161, 2010.

[3] T. O. Zander, C. Kothe, S. Welke, and M. Roetting, "Utilizing secondary input from passive brain-computer interfaces for enhancing human-machine interaction," in *Foundations of Augmented Cognition Neuroergonomics and Operational Neuroscience*, pp. 759–771, San Diego, Calif, USA, 2009.

[4] J. W. Gehring, B. Goss, M. G. Coles, D. E. Meyer, and E. Donchin, "A neural system for error detection and compensation," *Psychological Science*, vol. 4, pp. 385–390, 1993.

[5] M. Falkenstein, J. Hohnsbein, and J. Hoormann, "Event-related potential correlates of errors in reaction tasks," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 44, pp. 287–296, 1995.

[6] J. Hohnsbein, M. Falkenstein, and J. Hoormann :, "Error processing in visual and auditory choice reaction tasks," *Journal of Psychophysiology*, vol. 3,, p. 32, 1989.

[7] M. Falkenstein, J. Hohnsbein, J. Hoormann, and L. Blanke, "Effects of errors in choice reaction tasks on the ERP under focused and divided attention," in *Psychophysiological Brain Research* , C. H. M. Brunia, A. W. K. Gaillard, and A. Kok, Eds., pp. 192–195, Tilburg, The Netherlands, 1990.

[8] W. H. R. Miltner, C. H. Braun, and M. G. H. Coles, "Event-related brain potentials following incorrect feedback in a time-estimation task: evidence for a "generic" neural system for error detection," *Journal of Cognitive Neuroscience*, vol. 9, no. 6, pp. 788–798, 1997.

[9] S. Nieuwenhuis, C. B. Holroyd, N. Mol, and M. G. H. Coles, "Reinforcement-related brain potentials from medial frontal cortex: origins and functional significance," *Neuroscience and Biobehavioral Reviews*, vol. 28, no. 4, pp. 441–448, 2004.

[10] L. C. Parra, C. D. Spence, A. D. Gerson, and P. Sajda, "Response error correction—a demonstration of improved human-machine performance using real-time EEG monitoring," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 11, no. 2, pp. 173–177, 2003.

[11] G. Schalk, J. R. Wolpaw, D. J. McFarland, and G. Pfurtscheller, "EEG-based communication: presence of an error potential," *Clinical Neurophysiology*, vol. 111, no. 12, pp. 2138–2144, 2000.

[12] P. W. Ferrez and J. J. Del, "Error-related EEG potentials generated during simulated brain-computer interaction," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 55, no. 3, pp. 923–929, 2008.

[13] B. Dal Seno, M. Matteucci, and L. Mainardi, "Online detection of P300 and error potentials in a BCI speller," *Computational Intelligence and Neuroscience*, vol. 2010, Article ID 307254, 5 pages, 2010.

[14] M. Spuler, M. Bensch, S. Kleih, W. Rosenstiel, M. Bogdan, and A. Kubler, "Online use of error-related potentials in healthy users and people with severe motor impairment increases performance of a P300-BCI," *Clinical Neurophysiology*, vol. 123, no. 7, pp. 1328–1337, 2012.

[15] G. Visconti, B. Dal Seno, M. Matteucci, and L. Mainardi :, "Automatic recognition of error potentials in a P300-based brain-computer interface," in *Proceedings of the 4th International Bran-Computer Interface Conference*, 2008.

[16] M. Perrin, E. Maby, R. Bouet, O. Bertrand, and J. Mattout, "Detecting and interpreting responses to feedback in BCI," in *Proceedings of the 5th International Brain-Computer Interface Workshop & Training Course*, pp. 116–119, Graz, Austria, 2011.

[17] L. A. Farwell and E. Donchin, "Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 70, no. 6, pp. 510–523, 1988.

[18] M. Fabiani, D. Karis, and E. Donchin, "P300 and recall in an incidental memory paradigm," *Psychophysiology*, vol. 23, no. 3, pp. 298–308, 1986.

[19] N. K. Squires, K. C. Squires, and S. A. Hillyard, "Two varieties of long latency positive waves evoked by unpredictable auditory stimuli in man," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 38, no. 4, pp. 387–401, 1975.

[20] E. Donchin, K. M. Spencer, and R. Wijesinghe, "The mental prosthesis: assessing the speed of a P300-based brain- computer interface," *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, vol. 8, no. 2, pp. 174–179, 2000.

[21] Y. Renard, F. Lotte, G. Gibert et al., "OpenViBE: an open-source software platform to design, test, and use brain-computer interfaces in real and virtual environments," *Presence*, vol. 19, no. 1, pp. 35–53, 2010.

[22] E. Maby, G. Gibert, P. E. Aguera, M. Perrin, O. Bertrand, and J. Mattout :, "The OpenViBE P300-speller scenario: a thorough online evaluation," in *Proceedings of the Human Brain Mapping Conference*, 2010.

[23] G. Townsend, B. K. LaPallo, C. B. Boulay et al., "A novel P300-based brain-computer interface stimulus presentation paradigm: moving beyond rows and columns," *Clinical Neurophysiology*, vol. 121, no. 7, pp. 1109–1120, 2010.

[24] H. Cecotti and B. Rivet :, "One step beyond rows and columns flashes in the P300 speller: a theoretical description," *International Journal of Bioelectromagnetism*, vol. 13, no. 1, pp. 39–41, 2011.

[25] H. Cecotti, B. Rivet, M. Congedo et al., "A robust sensor-selection method for P300 brain-computer interfaces," *Journal of Neural Engineering*, vol. 8, no. 1, Article ID 016001, 2011.

[26] P. Brunner, S. Joshi, S. Briskin, J. R. Wolpaw, H. Bischof, and G. Schalk, "Does the 'P300' speller depend on eye gaze?" *Journal of Neural Engineering*, vol. 7, no. 5, Article ID 56013, 2010.

[27] M. S. Treder and B. Blankertz, "(C)overt attention and visual speller design in an ERP-based brain-computer interface," *Behavioral and Brain Functions*, vol. 6, article 28, 2010.

[28] E. Lopez-Larraz, I. Iturrate, L. Montesano, and J. Minguez, "Real-time recognition of feedback error-related potentials during a time-estimation task," in *Proceedings of the 32nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC '10)*, pp. 2670–2673, 2010.

[29] J. R. Wolpaw, N. Birbaumer, W. J. Heetderks et al., "Brain-computer interface technology: a review of the first international meeting," *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, vol. 8, no. 2, pp. 164–173, 2000.

[30] C. E. Shannon and W. Weaver, *The Mathematical Theory of Communication: Presence of an Error Potential*, University of Illinois Press, Chicago, Ill, USA, 1949.

[31] R. Naatanen and T. Picton, "The N1 wave of the human electric and magnetic response to sound: a review and an analysis of the component structure," *Psychophysiology*, vol. 24, no. 4, pp. 375–425, 1987.

[32] B. Rivet, A. Souloumiac, V. Attina, and G. Gibert, "xDAWN algorithm to enhance evoked potentials: application to brain-computer interface," *IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering*, vol. 56, no. 8, pp. 2035–2043, 2009.

[33] N. Yeung, C. B. Holroyd, and J. D. Cohen, "ERP correlates of feedback and reward processing in the presence and absence of response choice," *Cerebral Cortex*, vol. 15, no. 5, pp. 535–544, 2005.

[34] R. B. Mars, E. R. A. De Bruijn, W. Hulstijn, W. Miltner, and M. Coles, "What if I told you: "You were wrong"? brain potentials and behavioral adjustments elicited by performance feedback in a time-estimation task," in *Errors, Conflicts, and the Brain Current Opinions on Performance Monitoring*, MPI of Cognitive Neuroscience, pp. 129–134, Leipzig, Germany, 2004.

[35] A. Rachez, T. Proix, E. Maby, J. Mattout, and E. Daucé, "Direct policygradient for online learning in BCI," *International Journal of Bioelectromagnetism*, vol. 13, no. 1, pp. 52–53, 2011.

[36] T. M. Vaughan, D. J. McFarland, G. Schalk et al., "The wadsworth BCI research and development program: at home with BCI," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 14, no. 2, pp. 229–233, 2006.

[37] A. Datta, R. Cusack, K. Hawkins et al., "The P300 as a marker of waning attention and error propensity," *Computational Intelligence and Neuroscience*, vol. 2007, Article ID 93968, 9 pages, 2007.

[38] T. W. Picton, "The P300 wave of the human event-related potential," *Journal of Clinical Neurophysiology*, vol. 9, no. 4, pp. 456–479, 1992.

[39] S. C. Kleih, F. Nijboer, S. Halder, and A. Kübler, "Motivation modulates the P300 amplitude during brain-computer interface use," *Clinical Neurophysiology*, vol. 121, no. 7, pp. 1023–1031, 2010.

[40] E. Maby, M. Perrin, O. Bertrand, G. Sanchez, and J. Mattout, "BCI could make old two-player games even more fun: a proof of concept with, 'Connect Four'," *Advances in Human-Computer Interaction*. In press.

2. Optimisation par « dilution des erreurs » (Exp. 2)

Un autre objectif de l'expérience 2 était d'évaluer un nouveau mode de stimulation, adapté deTownsend et al. (2010)[89]. Alors que le mode de stimulation proposé par Townsend et al nécessite une grande matrice de 8x9 caractères, nous avons voulu adapter ce principe à notre matrice de 6x6. Pour cela, nous avons utilisé la méthode proposée par Cecotti et Rivet (2011), permettant de générer des groupes de lettres pseudo-aléatoires de manière à ce qu'un groupe de lettres ne contienne pas deux lettres adjacentes l'une à l'autre. Dans ce type de stimulation, une répétition correspond au flashage de douze groupes de lettres, composés chacun de six lettres. Ces douze groupes peuvent être séparés en 2x6 groupes. L'intersection formée par un groupe appartenant aux six premiers groupes de lettres et un groupe appartenant aux groupes 7 à 12 correspond à une et une seule lettre.

Dans cette étude, nous avons voulu comparer deux types de stimulation utilisant ce principe. Le premier, baptisé stimulation aléatoire statique (ou SRS pour *Static Random Stimulation*), permet de réduire le phénomène d'adjacence, c'est-à-dire la capture attentionnelle provoquée par le flash d'une ligne ou d'une colonne voisine de la cible, ce qui a tendance à évoquer des petites P300 sur les flashs non cibles. Cette modification semble très pertinente, puisqu'il a été remarqué que les erreurs sont majoritairement distribuées sur les lettres voisines de la lettre cible (Townsend et al., 2010; Maby et al., 2011).
Le deuxième type de stimulation, baptisé stimulation aléatoire dynamique (ou DRS pour *Dynamic Random Stimulation*), ajoute un élément supplémentaire en modifiant l'association entre les lettres, d'une répétition à la suivante. De cette manière, si plusieurs lettres d'un même groupe étaient classées favorablement à la fin de la première répétition, la lettre cible devrait être la seule lettre à être favorisée lors de la deuxième répétition puisque ces lettres ne sont plus associées les unes avec les autres. C'est ce principe qui devrait conduire à ce que nous appelons la « dilution des erreurs ».
Pour mettre en place ce type de stimulation, il a été nécessaire d'implémenter une nouvelle méthode de classification qui fonctionne au niveau des lettres plutôt qu'au niveau des lignes et des colonnes, et qui met à jour l'information relative à chacune d'entre elles, après chaque nouveau flash.
L'efficacité de ce nouveau classifieur a été évaluée en « rejouant » hors ligne[90] les données d'une expérience précédente (Maby et al., 2010), tandis que les deux modes de stimulation ont d'abord été comparés à l'aide de simulations. Enfin, le tout a pu être évalué en temps-réel, à travers l'expérience 2.
Dans l'expérience 2, les quatre premières sessions correspondant aux 240 lettres utilisées pour l'étalonnage des algorithmes de détection des réponses aux feedbacks ont permis de comparer les modes SRS et DRS. Les sujets n'étaient pas informés de la présence de deux modes de stimulation différents, ils savaient uniquement que certains mots seraient flashés à deux répétitions et d'autres à quatre répétitions. En réalité, les quatre conditions (SRS/DRS x 2/4 répétitions) étaient randomisées entre sujets de manière à avoir trois mots de chaque condition par session.

Les résultats comparant l'ancien classifieur (fonctionnant au niveau de groupes de lettres) et le nouveau classifieur dynamique (fonctionnant au niveau des lettres) ont montré que ce dernier était aussi efficace, si ce n'est meilleur, pour distinguer les réponses cibles et non-cibles. Les tests sur simulations puis en temps-réel ont montré que la stimulation dynamique était plus efficace que la stimulation statique, et ce dès deux répétitions. Cet effet est néanmoins plus important à partir de

[89] Voir Chapitre 2, section 4.3 pour quelques détails sur le mode de stimulation proposé dans cette étude.
[90] Par « rejouer » des données hors ligne, il faut comprendre l'analyse de données déjà acquises mais traitées à nouveau, en mimant une nouvelle analyse temps-réel.

trois répétitions. En effet, l'intérêt du DRS est très lié au nombre de répétitions, puisqu'il réduit un peu plus le risque d'erreur à chaque nouvelle répétition (effet de dilution).
En implémentant ces deux améliorations, nous avons créé un mode de stimulation très proche de celui proposé par Townsend et al, mais adapté à une matrice plus petite, et ainsi lié à une durée d'écriture de chaque lettre plus courte.
Les détails des résultats de cette partie de l'étude 2 sont disponibles dans l'article *« Improving the P300-Speller efficiency by adaptive decision »* situé à la fin de ce chapitre. Cet article n'a pas encore été soumis pour publication.

3. Implémentation et évaluation d'un processus de décision adaptative (Exp. 3)

Dans une troisième expérience, nous avons voulu évaluer l'effet d'une décision adaptative de la part de la machine. Cette décision concerne le nombre de répétitions à considérer pour une lettre donnée. Le principe consiste décider en temps-réel, de manière éclairée, s'il est nécessaire de continuer à flasher et d'accumuler ainsi des observations supplémentaires pour prendre une bonne décision, ou si l'on peut s'arrêter et économiser du temps tout en garantissant une bonne décision. En effet, il semble pertinent d'adapter le nombre de répétitions à chaque utilisateur, et même de l'adapter au niveau attentionnel d'un utilisateur au cours d'une session. Nous avons mis au point un critère s'appuyant sur l'information accumulée, associé à un nombre de flashs maximal au-delà duquel la décision est prise même si le critère d'information n'est pas rempli. De plus, notre méthode permet un gain de temps grâce à la mise à jour de l'information après chaque flash au niveau du classifieur. De cette manière, l'algorithme peut s'arrêter à tout moment, plutôt que d'attendre un nombre entier de répétitions pour prendre une décision.
Le critère que nous avons choisi est l'entropie[91], dont le seuil peut être adapté à chaque sujet. Défini grâce aux données d'étalonnage, le choix du seuil permet également de régler assez précisément la durée moyenne de stimulation : plus le seuil choisi sera faible, plus cela nécessitera une distribution de probabilités sur les lettres très piquée, et plus la durée moyenne d'écriture d'une lettre sera longue.

Testé sur onze sujets sains, le protocole expérimental permettait de comparer trois conditions différentes :

- une condition avec un critère de décision fixe, dans laquelle chaque lettre était flashée à 5 répétitions. Cette condition est appelée « mode fixe ».
- deux conditions avec un critère de décision adaptatif :
    - une condition avec un seuil d'entropie faible choisi de manière à ce que le stimulateur flashe en moyenne 60 groupes de lettres avant de s'arrêter (i.e. 5 répétitions). Cette condition est appelée « mode prudent ».
    - une condition avec un seuil d'entropie élevé choisi de manière à ce que le stimulateur flashe en moyenne 24 groupes de lettres avant de s'arrêter (i.e. 2 répétitions). Cette condition est appelée « mode risqué ».

Les données étaient acquises avec seulement 9 électrodes, afin de réduire la durée d'installation dans une optique d'optimisation maximale. Après une phase d'étalonnage légèrement plus longue que dans les expériences précédentes (15 caractères à 10 répétitions) pour permettre le choix du seuil optimal, les sujets devaient épeler cent lettres dans chaque condition, réparties en blocs de cinq mots de cinq lettres. À la fin de l'expérience, il était demandé aux sujets de remplir un questionnaire

[91] Voir Chapitre 8, section 1.3.

permettant d'évaluer leur ressenti et notamment leur préférence parmi les trois modes de stimulation. Le mode utilisé était indiqué explicitement au début de chaque bloc.

D'abord évalué hors ligne sur des données issues d'une expérience précédente (Maby et al., 2010), le mode de stimulation dynamique s'était déjà avéré plus performant que le mode statique :

- pour une performance moyenne équivalente, moins de flashs étaient nécessaires en moyenne,
- pour une durée de stimulation équivalente, moins d'erreurs étaient observées.

L'expérience en ligne a confirmé ces résultats, puisque le mode prudent a permis d'obtenir une performance moyenne supérieure au mode fixe, pour un nombre de flashs utilisés identique en moyenne, si ce n'est inférieur. D'autre part, plus de 80% des utilisateurs ont rapporté avoir préféré les modes dynamiques.

Enfin, nos analyses complémentaires réalisées a posteriori, ont permis de mettre en évidence deux effets distincts : l'effet du critère de décision et un effet motivationnel. En effet, rejouées dans les mêmes conditions, avec le même critère d'arrêt, les blocs qui en ligne étaient dynamiques ont permis d'obtenir de meilleures performances que les blocs qui en ligne étaient fixes. Autrement dit, il apparaît que le gain de performance lié à l'utilisation d'un mode de décision dynamique soit en parti dû au surcroît de motivation que ce mode engendrerait et qui se reflèterait dans les signaux cérébraux des utilisateurs. Informé qu'il peut avoir une influence sur les performances de la machine et éventuellement accélérer son utilisation, l'utilisateur serait d'autant plus concentré dans sa tâche.

Les détails du protocole, des analyses et des résultats de cette étude sont disponibles dans l'article *« Improving the P300-Speller efficiency by adaptive decision »* ci-dessous. Cet article n'a pas encore été soumis pour publication.

Enhancing P300-based spelling through machine adaptive decision making

M. Perrin[1,2,3], E. Maby[1,2,3], S. Daligault[4], O. Bertrand[1,2,3] and J. Mattout[1,2,3]

[1] INSERM U1028, Lyon Neuroscience Research Center, Brain Dynamics and Cognition Team, Lyon, F-69000, France
[2] CNRS UMR5292, Lyon Neuroscience Research Center, Brain Dynamics and Cognition Team, Lyon, F-69000, France
[3] University Lyon 1, Lyon, F-69000, France
[4] CERMEP, F-69500, Lyon, France

Email: margaux.perrin@inserm.fr

Short title:
Enhancing P300-based spelling through machine adaptive decision making

Abstract.

A major challenge in Brain-Computer Interfaces (BCI) is the optimization of performance, accounting for both between and within user variability. A promising option is to move towards adaptive BCI that can accommodate differences or fluctuations in the signals, in a mental-state dependent fashion. An obvious criterion that needs to be optimized is the speed-accuracy trade-off. Commonly used to compare different BCIs, we show that it can be used as an explicit criterion to be adjusted online. We implemented a BCI, whose decision speed or reaction time depends on the reliability of accumulated evidence. We instantiated a probabilistic classifier whose outcome can be up-dated based on new incoming information, using Bayes rule. This has a twofold advantage. One is the optimization of the visual stimulation pattern, in a user-independent fashion. The other is the use of an entropic measure to derive an optimal stopping strategy, in a user-dependent fashion. We evaluated the proposed approach on simulated and real data, in the context of P300-based spelling and quantified the improvement of each of those innovative aspects. Finally, the adaptive mode creates a virtuous circle: the better the spelling accuracy, the more the participants engaged into the task and, in return, the higher the motivation the higher the spelling accuracy.

1. Introduction

A brain-computer interface (BCI) relies on brain activity only to generate user-intended actions. An ultimate purpose of BCI research is to allow patients with severe motor disabilities to send commands to computers, only by means of brain activity (Dobkin, 2007).
The P300 speller is a BCI paradigm that enables people to select letters and items on a virtual keyboard. It was developed to restore communication in locked-in state patients (Farwell and Donchin, 1988; Donchin et al., 2000). It mostly exploits the P300 response, a positive deflection in the EEG signal that occurs approximately 300 ms after stimulus onset and is typically recorded over centro–parietal electrodes. This response is evoked by attention orienting towards rare stimuli, in a random series of stimulus events (the oddball paradigm) (Fabiani et al., 1986). The traditional approach consists in flashing letters displayed in matrix form, in rows and columns successively (the so-called row-column paradigm or RCP (Townsend et al., 2010)). The computer identifies the attended item as the single item that belongs to the one row and one column that elicited the largest

P300-like response. Since single trial EEG evoked responses have a very low signal-to-noise ratio (SNR), it is often mandatory to repeat stimulations in order to obtain averaged signals that can be reliably classified (Pritchard, 1981; Fabiani et al., 1987; Polich, 2007). A repetition is defined by the flashing of each row and each column of the matrix. A trial to spell a letter is usually made of several repetitions (between 3 and 15).

1.1. Improving the performance of the P300-Speller

The RCP has been tested in various configurations to achieve efficient communication. For example, several studies evaluated the relative effect of:

- varying stimulus properties such as the inter-stimulus interval (Farwell and Donchin, 1988; Allison and Pineda, 2006; Sellers et al., 2006a; Maby et al., 2010);
- applying different signal processing techniques (Kaper et al., 2004; Serby et al., 2005; Krusienski et al., 2006; Lenhardt et al., 2008; Guger et al., 2009);
- comparing different numbers of repetitions per trial (Serby et al., 2005; Lenhardt et al., 2008; Maby et al., 2010; Townsend et al., 2010).

In other studies, the authors also tested the effect of some physical attributes of the stimulus, such as the size of the matrix (Allison and Pineda, 2003; Sellers et al., 2006a), or the relative contrast or respective colors of the background and foreground display (Salvaris and Sepulveda, 2009; Takano et al., 2009). For instance, we showed that increasing the size of the flashed items yields signals with larger amplitudes and thus enhances the spelling accuracy (Gibert et al., 2008b).

Finally, other studies proposed to move away from the traditional RCP. For example, the classic RCP speller has been compared to:

- an apparent motion paradigm, where motion applies to rows and columns alternatively (Hong et al., 2009; Martens et al., 2009); this paradigm achieves a comparable bit rate with RCP and reduces flash-induced visual fatigue;
- a paradigm in which single items flash at random (Guger et al., 2009); however, the RCP proved superior;
- a lateral single character (LSC) speller which reduces the effect of local and remote distracters (Pires et al., 2012a); accuracy, bit rate and SNR were significantly higher for LSC.

In particular, Townsend et al. (2010) introduced a new paradigm referred to as checkerboard, which relies on the so-called ''splotch'' stimulus presentation (Allison, 2003). The "splotch" stimulation mode consists in no more flashing rows or columns of the matrix but rather groups of elements that appear far apart in the matrix. This reduces the number of flanking items that will flash together with the target and avoids flashing twice the same letter in a row. Indeed, the method consists in splitting the original 8x9 matrix according to a virtually superimposed checkerboard. Altogether, items in black and white cells define two traditional 6x6 matrices, respectively. These matrices are virtually reorganized so that their rows and columns correspond to groups of disseminated items on the large 8x9 matrix. The black and white matrices are then flashed alternatively. The performance in spelling accuracy increased by 15% with compared to traditional RCP, and the participants reported a clear preference in favor of the new flashing mode (Townsend et al., 2010).

1.2. Optimizing the speed-accuracy trade-off

A central question in BCI is how fast the system can produce a reliable command. Hence BCI performances are often evaluated and reported using measures of bit rate. Note that the later is a particular or subjective measure of the achieved speed-accuracy trade-off and different measure of bit rate have been proposed (Dal Seno et al., 2010b; Quitadamo et al., 2012). Surprisingly, whatever the measure, the bit rate is rarely the quantity that is explicitly maximized online by the BCI. The vast majority of P300-Speller studies do fix the time for spelling a letter in a way that is supposed to optimize speed given some expected level of accuracy. Yet it is clear that the same strategy might not be optimal (in terms of bit rate) for each every individual and, for a given individual, along the whole duration of the BCI use. Some authors did set the number of repetitions for each participant in order to achieve a certain level of spelling accuracy of spelling. This number was derived from individual

calibration data (Townsend et al., 2010; Spuler et al., 2012). However, they still used a time-based stopping criterion (i.e. stop after *n* repetitions), which prevents from accommodating the individual fluctuations in performance due to changes in attentional effort. This is all the more crucial since the P300 response directly reflects attention orientation (Picton, 1992). Within individual adaptation would consist in varying the number of flashes per trial, given some measures of the user's level of concentration. The expected behavior is fairly obvious. Such a system should stop earlier whenever the user is very well focused on the task, and it would keep acquiring data whenever the user is unfocused and produces ambiguous signals. Hence for a given averaged trial duration, we expect an increase in accuracy with the adaptive approach compared to the traditional one. Equivalently, for a given level of accuracy, we expect the adaptive approach to prove faster. Importantly in systems like BCI, where the human agent might react differently to different interaction protocols, adaptation might also trigger up the user's motivation. If this is the case, we expect the adaptive mode to prove even better in a true online (closed-loop) situation, compared to data that would be reprocessed offline.

This issue of optimizing the stopping criterion has already been addressed in a couple of studies. They all rely on different measures of the robustness of the decision that is about to be made. In (Serby et al., 2005), authors apply a threshold to a quantity that depends on some difference between the most likely choice and the second most likely one, on the one hand, and on the number of acquired observations so far, on the other hand. Offline results showed increased accuracy and bit rate, but online results revealed a better accuracy associated with a worst bit rate. In (Lenhardt et al., 2008), a threshold was derived from some measures of homogeneity of LDA scores associated with each item of the matrix. Results showed an impressive increase of bit rate (from 32 to 50 bits/minute) but classic and adaptive modes were not evaluated on the same subjects. Finally, in (Jin et al., 2011a) a stopping criterion based on the number of times or repetitions the classifier did come up with the same choice has recently been proposed. Accuracy and bit rate of the adaptive system were higher than those of the non-adaptive one.

Remarkably though, what is common to all these few studies is that the authors restricted their decision to stop acquiring new observations, to some fixed amount of repetitions. As a consequence, the machine's reaction time could only take a few discrete values corresponding to the final amount of repetitions.

Our approach proposes a new information theoretic and probabilistic criterion, which enables us to generalize this optimal strategy, by allowing the machine to stop at any time during the evidence accumulation process. To our knowledge, this is the first time an adaptive P300-speller is demonstrated at the level of single flashes.

1.3. Objectives of the present study

The first objective of this study is to propose and evaluate online, a new method and criterion to allow for an optimal stopping strategy in the P300-speller. Therefore, we rely on a flexible and dynamic probabilistic classification, which allows for up-dating our belief about the most probable target, after each new single observation. A first step thus consisted in evaluating this dynamic classifier in comparison to our previous and static approach. We did so by reprocessing data from a previous experiment.

This dynamic classification opened-up new possibilities such as the opportunity to extend the stimulation mode, from classical RCP to "splotch" like paradigms in order to get rid of adjacency effects (Townsend et al., 2010; Maby et al., 2011) and to benefit from error dilution. In a second step, we therefore compared two new stimulation modes: a static random stimulation (SRS) which allows for no more flashing adjacent letters, and a dynamic random stimulation (DRS) which further implement error dilution by changing the grouping of the letters at each new repetition. We compared those two modes using both realistic simulations and a new online experiment.

Finally, we evaluated our optimal stopping procedure, both offline and online. We analyzed previous data to evaluate the behavior of adaptive decision making. We then validated this approach online.

Interestingly, the latter allowed us to evaluate the subjective perception of relatively safe and relatively risky adaptive decisions.

The paper is organized as follows. First, the methods section describes the different stimulation patterns we compared as well as the feature extraction and classification methods we implemented. The different experimental designs we used for subsequent evaluation are then detailed for both the offline and online procedures. Results obtained with error dilution and optimal decision making are exposed in the next section, and discussed in the final section of the paper.

2. Methods

2.1. Stimulation pattern

We call a sequence, an ensemble of six pairs of groups of six letters, where each pair is associated with a different and single item in the matrix. In other words, a sequence is such that each item in the matrix belongs to two groups only and those two groups, which form a pair, have this unique item in common only (see figure 1). The rows and columns of the matrix thus correspond to a very particular type of sequence. Following (Townsend et al., 2010), we rather use sequences with groups that do not content adjacent items. This excludes the classical RCP. Furthermore, we considered either keeping the same sequence all over the spelling of a single item (referred to as the static random stimulation, SRS), or changing sequence after each repetition (referred to as the dynamic random stimulation, DRS). Both modes are referred to as random since letters seem to have been grouped in a random fashion. In practice and to fulfill the above definition of a sequence, we generated twenty sequences according to the procedure described in (Cecotti and Rivet, 2011) for a 6x6 matrix. Note that this is somehow different from the approach by (Townsend et al., 2010) which is based on a 8x9 matrix. In the latter, the checkerboard ensures that a given item would not be flashed twice in a row. In our paradigm, we only minimize the risk of flashing the target twice in a row, by simply flashing the first six groups of a sequence that are mutually exclusive and then flashing the remaining six groups that form a pair with the six previous ones. As a consequence, flashing twice an item in a row may only occur at the middle of a repetition or when moving from one repetition to the next.

2.2. Feature extraction

In our analysis, either online or offline, feature extraction was always based on the same principle, as follows. A first preprocessing step consisted in resampling the data down to 100Hz and bandpass filtering the ensuing signals between 1 and 20Hz. Feature extraction *per se* then consisted in applying a linear spatial filtering approach named xDAWN (Rivet et al., 2009). This algorithm provides orthogonal linear spatial filters whose purpose is both to reduce the dimension of the data and to maximize the discriminability between the two classes (i.e. between targets and non-targets) (Cecotti et al., 2011). These filters can be learned from each subject's training data. Based on our previous experience with this algorithms applied to setups with 32 EEG channels, we used five filters for experiment 1 (Maby et al., 2010; Perrin et al., 2011). In experiment 2, which involved 9 EEG channels only (see section 2.6), we used four filters only, as indicated by the offline analysis of the data from experiment 1 when restricting them to the same reduced sets of electrodes. Once learned on the calibration data of each individual, spatial filters were applied to each observed epoch between 0 and 600ms peri-stimulus time. The evoked responses thus included both the P300 component and the early visual response (Brunner et al., 2010; Maby et al., 2010; Treder and Blankertz, 2010).

2.3. Adaptive learning and decision making

For classification, we used a simple probabilistic generative model of the data, based on a two multivariate-Gaussian mixture (one Gaussian distribution per class). In our previous studies, this model proved efficient when applied to the above extracted features (Maby et al., 2010; Perrin et al.,

2011). Here also, we considered an additional simplification by assuming conditional independence between features, over time and space (the Naïve Bayes hypothesis). This approximation proved efficient for online computation in our previous experiments. And it is all the more useful in the current context of adaptive decision making, since it guarantees a fast up-dating of the machine's posterior belief each time a new observation is provided.
Importantly, we here extended our model to compute the posterior probability associated with each item of the matrix in a Markovian fashion; that is by applying Bayes rule after each new flash, by considering the posterior belief as the prior for the next observation.

At time (or flash) t, this writes:

$$p(L|Y_t,\theta,g_t) \propto p(Y_t|\theta,L,g_t) \bullet p(\theta,L,g_t) \quad (1)$$

Where Y_t indicates the new vector of observed features, $\theta = \{\mu_1, \mu_0, \Sigma_1, \Sigma_0\}$ refers to all the classifier parameters (i.e. the means and variances of the two Gaussian distributions, 1 referring to the target and 0 to the non-target class, respectively), L is a N-long vector full of zeros but a 1 at the unknown target position and g_t is a N-long vector full of zeros but a 1 at each location corresponding to the six times that where flashed at time t. N denotes the number of items in the matrix (N = 36).
Since θ is learned from the training session and g_t is known, those are not random variables but fixed quantities and the above posterior thus simplifies:

$$p(L|Y_t,\theta,g_t) \propto p(Y_t|\theta,L,g_t) \bullet p_t(L) \quad (2)$$

Note that the prior distribution over L is indexed by time. This reflects the sequential nature of the observation process and the fact that the posterior belief at time $t-1$ becomes the prior belief at time t, which writes:

$$p_t(L) = p(L|Y_{t-1},\theta,g_{t-1}) \quad (3)$$

At any time t, this prior probability follows a multinomial distribution:

$$p_t(L) = \prod_{k=1}^{N} \lambda_{t-1,k}^{L_k} \quad (4)$$

Where L_k is a N-long vector full of zeros but a 1 at position k (item k is the target), and $\lambda_{t-1,k}$ indicates the posterior probability of item k being the target. Note that the latter satisfies:

$$\sum_{k=1}^{N} \lambda_{t-1,k}^{L_k} \quad (5)$$

The likelihood is given by the mixture model and writes:

$$p(Y_t|\theta,L,g_t) = \prod_k [N(Y_t;\mu_1,\Sigma_1)]^{g_{t,k}\cdot L_k} \cdot [N(Y_t;\mu_0,\Sigma_0)]^{g_{t,k}\cdot(1-L_k)} \quad (6)$$

As a result, the posterior distribution will also correspond to a multinomial distribution (so-called conjugate priors) whose up-dating boils down to applying the following rules for each item, under the normalization constraint in equation (7):

$$\log(\lambda_{t,k}) = \log(\lambda_{t-1,k}) + \frac{1}{2}(Y_t - \mu_0)^T \bullet \sum_0^{-1}(Y_t - \mu_0) - \frac{1}{2}(Y_t - \mu_1)^T \bullet \sum_1^{-1}(Y_t - \mu_1) + \frac{1}{2}\log(\frac{|\sum 0|}{|\sum 1|}) + cste \quad (7)$$

if item k has been flashed at time t (i.e. if $g_{t,k} = 1$), and

$$\log(\lambda_{t,k}) = \log(\lambda_{t-1,k}) \quad (8)$$

otherwise.

Finally, based on the above up-dates, the adaptive decision relies on a natural information theoretic measure of uncertainty, namely the Shannon's entropy of the posterior distribution, which for time t writes:

$$H_t = -\sum_{k=1}^{N} p_t(L_k).\log(p_t(L_k)) = -\sum_{k=1}^{N} \lambda_{t,k}.\log(\lambda_{t,k}) \quad (9)$$

Entropy is always positive but decreases as information is accumulated (or equivalently, as uncertainty decreases). In other words, it gets closer to zero as the posterior distribution gets closer to an ideal distribution with full probability mass associated with a single item, meaning that the machine is sure about the target location. In practice, we learn an individual threshold from the training set, which corresponds to an objective in terms of bit rate. In the test phase, a decision is made, as soon as the entropy falls below the threshold. If the threshold is never met, a decision is made after fifteen repetitions.

Importantly, the higher the threshold, the lower the required accuracy to make a decision and the faster but more risky the spelling.

2.4. Offline evaluation: synthetic and real data

To assess the face validity of both the above classifier and the optimal stopping strategy, we reprocessed data from one of our previous studies (Maby et al., 2010). In this study, eighteen healthy volunteers performed copy spelling according to a RCP with ten repetitions.

To validate the new classifier, we compared it to the classical one based on data averaging over repetitions. We compared performance for a fix number of repetitions, which we varied from 1 to 10.

Then to evaluate the optimal stopping criterion using the new classifier, we considered twenty different thresholds for the entropy so that to cover the whole spectrum of possible behaviors (from very fast to very slow spelling). We compared the performance of the adaptive decision approach to the traditional one based on a fixed number of flashes (from 3 up to 120) using the same new classifier.

In contrast, we had to simulate data to validate our prediction of an error dilution effect due to the DRS mode compared to SRS. To get as close as possible to real data, we used the Gaussian parameters from a randomly selected subject out of eighteen to generate single trial responses (see equation 6). Importantly, the simulated data for the two modes were strictly identical, for target and non-target stimuli, respectively. This could only be achieved with simulations. As a consequence, the difference in performance can only be attributable to the differences between the two stimulation

patterns and the ensuing way the data are combined. We simulated data for ten repetitions of 1000 letters.

2.5. Experiment 1

2.5.1. Participants. Sixteen healthy subjects took part in this study (7 men, mean age = 28.2±5.1 (SD), range 20-37). They all signed an informed consent approved by the local Ethical Committee and received monetary compensation for their participation. All participants reported normal or corrected-to-normal vision. All subjects had no previous experience with the P300-Speller paradigm or any other BCI application.

2.5.2 Design. We used a standard 6x6 matrix of items for stimulation (Farwell and Donchin, 1988), which we combined with our own implementation of the P300-speller in OpenViBE (Maby et al., 2010; Renard et al., 2010).
We call a trial the succession of stimulations and observations that are needed to select one item (see figure 1). Each trial is made of several repetitions depending on the spelling condition. We tested four different conditions: a fast, more error-prone condition, made of short (2-repetition long) trials and a slow, less risky one made of four-repetition long trials, each of which were flashed using either SRS or DRS. Flash duration was set to 60ms and stimulus onset asynchrony (SOA) to 110ms.
Since we used copy spelling, each trial started with the presentation of the current target for 1 second. The target was indicated both at the top of the screen and within the matrix using a green circle. There was no break in-between sequence. At the end of each trial, 2.5-to-4 seconds after the last flash, the feedback was displayed in a blue square at the middle of the screen for 1.3 seconds. It was simultaneously written on the top of the screen (see figure 1). Analyses of the responses to feedbacks from the same data have been reported elsewhere (Perrin et al., 2012).

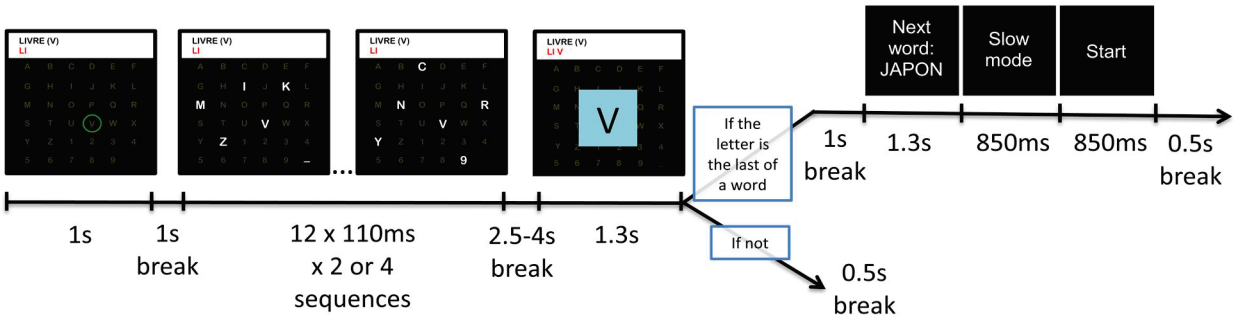


Figure 1. The course of one trial. The target letter is indicated by a green circle, for 1 second. Letters are flashed by group of 6 letters. After a delay, the letter chosen by the P300 classifier is displayed for 1.3 seconds. If the letter is the last of the word, a 4.5 second break occurs during which a display indicates the next word and the difficulty level (slow or fast spelling mode). If not, there is a short 0.5 second break before the next green circle appears.

Participant's brain activity was simultaneously recorded with 56 passive Ag/AgCl EEG sensors (VSM-CTF compatible system) and 275 MEG axial gradiometers (VSM-CTF Omega 275). However, only 32 EEG electrodes were used for the online and offline analysis reported in this paper. The EEG electrode placement followed the extended 10-20 system (see figure 2A). Their signals were all referenced to the nose. The ground electrode was placed on the shoulder and impedances were kept below 10 kΩ. Signals were sampled at 600 Hz.

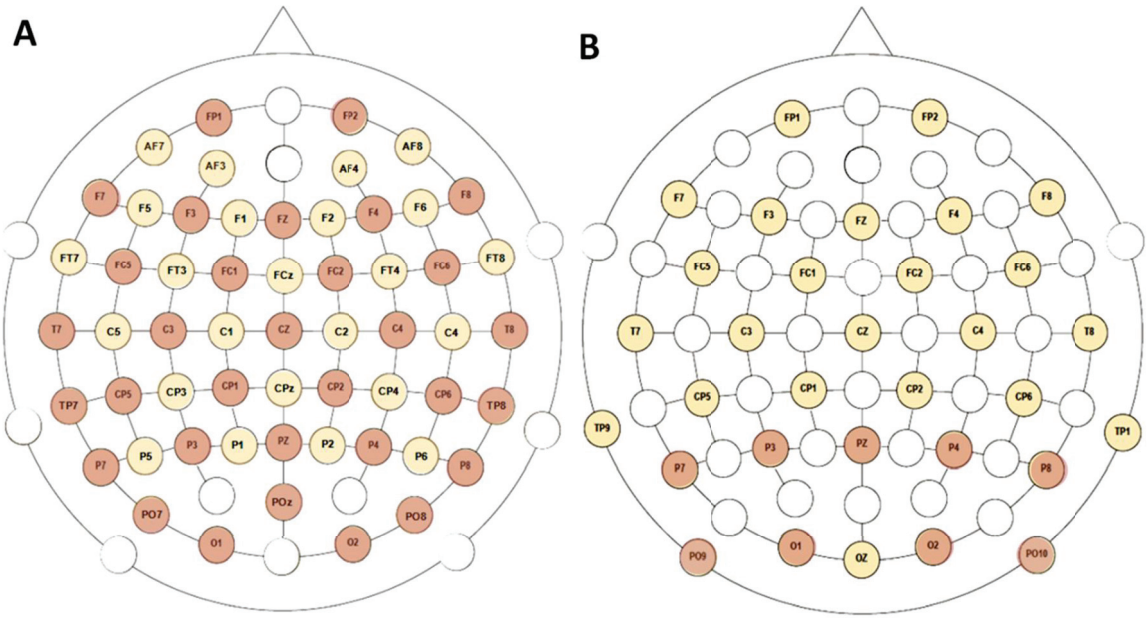


Figure 2. EEG Channel montage for experiment 1 (A) and experiment 2 (B). For experiment 1, all channels were recorded but only red ones were used for the online and offline analysis reported in this paper. For experiment 2, only red channels were recorded and used for the online and offline analysis reported in this paper.

2.5.3. Procedure. The experiment consisted in five parts:

1. Installation and instructions: After having read about the experiment and signed an informed consent form, each subject was prepared for EEG/MEG data acquisition. During preparation, the subject was asked to read the task instructions. Finally, a couple of typical trials were presented so that the subject would be familiar with stimulus presentation before starting the actual experiment.
2. Training session: In a first training session lasting about 10 minutes, participants were asked to act such as to spell 36 items, one after the other. Subjects were told about the importance of this initial session for their performance in subsequent sessions. The same 36 items were presented to each subject, with a few-second-long break after each 12 items. Each trial consisted of 3 repetitions. No feedback was provided.
3. Test sessions 1 to 4: After training, the subjects had to go through four true spelling sessions, lasting approximately 12 minutes each. Every session was made of twelve 5-letter words. Subjects received feedback after each letter and words were separated by a 4.5 second break. Within a word, letters were spelled using the same number of repetitions (either 2 or 4) and the same stimulation mode (SRS or DRS). The four types of words were counterbalanced within sessions.
4. Test session 5: In the fifth spelling session, participants had to spell twenty 5-letter words that they had chosen themselves before the beginning of the whole experiment. Still, it consisted in copy spelling since those words were entered in the computer by the experimenter before the actual session. All words were spelled using two repetitions only (fast mode), and half of them with DRS and the other half with SRS. This last session lasted 17 minutes approximately.
5. Debrief: After recording, participants had to fill-in a questionnaire. Using marks between 1 and 10, they had to respond to questions about their perception of task difficulty and of the performance of the machine.

2.6. Experiment 2

2.6.1. Participants. Eleven healthy subjects took part in this study (4 men, mean age = 26.9±6.4 (SD), range 19-40). They all signed an informed consent approved by the local Ethical Committee and received monetary compensation for their participation. All participants reported normal or corrected-to-normal vision. All subjects had no previous experience with the P300-Speller paradigm or any other BCI application.

2.6.2. Design. The global design of the experiment was the same as in experiment 1, except for the intensification of flashes which lasted for 80 ms while the SOA was set to 150 ms, and the constant use of DRS. At the end of each trial, one second after the last flash, the feedback was displayed in a blue square, at the middle of the screen, for 1.3 seconds.
Three conditions applied, which differed by the way the decision was made: one used a time-based decision and the two others involved an adaptive (accuracy-based) decision.
In the single time-based condition, each trial consisted in 60 flashes (i.e. 5 repetitions). It was called the fixed condition. In the two accuracy-based conditions, there was a maximum of 180 flashes by item (i.e. 15 repetitions), but the number of flashes varied from one trial to the next, depending on the pre-determined threshold and the entropy of the current posterior probability distribution. The two accuracy-based conditions differed by the threshold used on entropy. In the safe adaptive condition, the threshold was chosen so that the average number of flashes equaled roughly 60. In other words, the classifier would need to accumulate a lot of information to make a decision. In the risky adaptive condition, the threshold was chosen so that the average number of flashes equaled roughly 24 flashes. In other words, the classifier would not need to accumulate that much information in order to make a decision.

EEG was recorded from 9 electrodes using the Acticap system with Ag/AgCl electrodes (Brain Products, Germany): Pz, P7, P8, P3, P4, P09, P010, O1, O2. Those locations were selected after (Cecotti et al., 2011), and further optimized after some offline testing on the data from the first experiment.. The EEG electrode placement followed the extended 10-20 system (see figure 2B). Their signals were all referenced to the nose. The ground electrode was placed on the forehead and impedances were kept below 5 kΩ. Signals were sampled at 1000 Hz.
2.6.3. Procedure. The experiment consisted in four parts:

I. Installation and instructions: Same as in experiment 1, but subjects were prepared for EEG data acquisition only.
II. Training session: In a first training session lasting about 10 minutes, participants were asked to act such as to spell 15 items, one after the other. Subjects were told about the importance of this initial session for their performance in subsequent sessions. The same 15 items were presented to each subject, with a few-second-long break after 7 items. Each trial consisted of 10 repetitions. No feedback was provided.
III. Test session: Participants spelled 4 blocks of 25 items (five 5-letter words) per condition. Conditions were presented pseudo-randomly and blocks were separated by short breaks. Subjects received feedback after each letter and words were separated by a 8.5 second break.
IV. Debrief: Same as in experiment 1.

2.7. Evaluation metrics and statistical tests

To process with the comparison of the above described methods and conditions, we used two well-known measures of performance: the spelling accuracy and the bit rate as defined in (Wolpaw et al., 2000) :

$$br = \log_2(M) + p \cdot \log_2 p + (1-p) \cdot \log_2 \frac{1-p}{M-1} \quad (6)$$

where M is the number of classes and p is the spelling accuracy accuracy of the P300 classifier. We report br in bits per minute, thereby combining the spelling accuracy and the number of flashes per letter. Note that many studies have excluded the inter-selection time when reporting bit rates (Kaper et al., 2004; Serby et al., 2005; Lenhardt et al., 2008), while others report both bit rates, with and without inter-selection time (Townsend et al., 2010). For an easy comparison with all of these studies, we also report both types of bit rates.
Finally, to assess the statistical significance of differences in performance, we compared spelling accuracies, averaged numbers of flashes and bit rates using the McNemar (for pair-wise comparisons of proportions in simulations) and Wilcoxon tests (to compare distributions of proportions at the group level, from real data).

3. Results

3.1. Offline validation of adaptive classification

As shown on figure 3, the average performance of adaptive classification is similar to the one of the classical (static) classification approach. For five and six repetitions, it even proved significantly better using a Wilcoxon non-parametric test ($p<0.01$ and $p<0.05$, respectively).

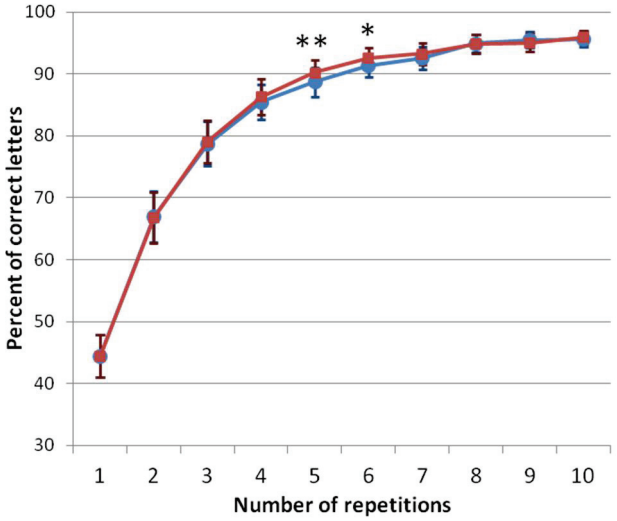


Figure 3. Percent of correct letters obtained after reprocessing data from previously acquired 18 subjects (Maby et al., 2010), with classical static classification (blue circles) and new adaptive classification (red squares). Error bars indicate standard error of the mean. P-values: * $p<0.05$; ** $p<0.01$.

3.2. Error dilution: simulation and experiment 1

Mc Nemar test was used to assess the theoretical difference between SRS and DRS, globally and separately for each number of repetitions, in simulations (figure 4). The percent of correct letters was globally higher for DRS (McNemar's $X^2 = 146.39$, df = 1, $p< 0.001$). Individual tests reveal that the difference is significant as early as with two repetitions (McNemar's $X^2 = 5.69$, df = 1, $p<0.05$) and up to nine repetitions (McNemar's $X^2 = 9.09$, df = 1, $p<0.01$). As expected, for one and ten repetitions, results are identical for SRS and DRS.

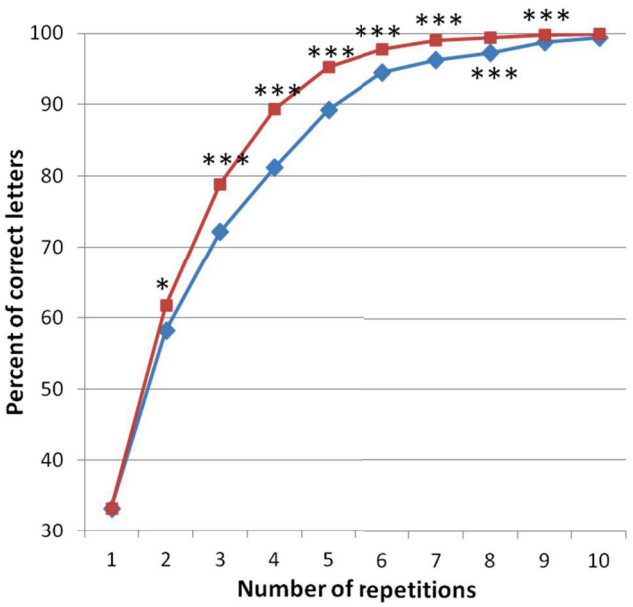


Figure 4. Percent of correct letters as a function of the number of repetitions, obtained with SRS (blue diamonds) and DRS (red squares), respectively. P-values: * p<0.05 ; *** p<0.001.

Figure 5 shows the online results of experiment 1, comparing the performance of the P300-Speller for the four conditions divided according to difficulty (2 or 4 repetitions) and stimulation mode (SRS or DRS). Performance are significantly better with 4 compared to 2 repetitions (p<0.0001) as well as with DRS than with SRS (p<0.0001). Post-hoc analyzes confirmed that the effect of stimulation was significant in both conditions of difficulty: with 4 repetitions (p<0.01) but also with only 2 repetitions (p<0.05).

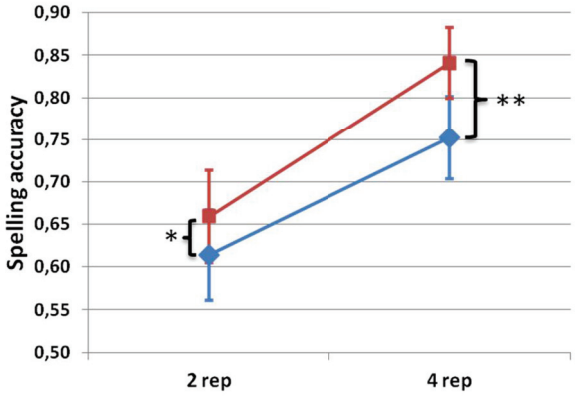


Figure 5. Spelling accuracy as a function of the number of repetitions (2 or 4), obtained with SRS (blue diamonds) and DRS (red square), respectively. Error bars indicate the standard error of the mean. P-values: * p<0.05; ** p<0.01.

Table 1 shows the spelling accuracy and bit rates (bits/minute) with and without the time between selections for each participant. Bit rates are higher for the DRS than for the SRS, with either 2 or four repetitions, with and without considering the time between selections (p<0.01).
For the SRS condition, we computed the rate of error trials for which the erroneously selected item belonged to the same group as the true target. On average over participants, 77% (±23% SD) of the error trials produced an erroneous item that belonged to a group which actually contained the true target. Note that chance level corresponds to 29%.

Table 1. Online spelling accuracies and bit rates (bits/min) with and without accounting for the time between consecutive items, for both the SRS and DRS paradigms, with either 2 or 4 repetitions.

Subjects	Spelling accuracy (%)				Transfer rates with the time between selections (bits/min)				Transfer rates without the time between selections (bits/min)			
	2 repetitions		4 repetitions		2 repetitions		4 repetitions		2 repetitions		4 repetitions	
	SRS	DRS	SRS	DRS	SRS	DRS	SRS	DRS	SRS	DRS	SRS	DRS
1	0.76	0.79	0.85	0.93	20.14	21.34	18.83	22.22	72.01	76.31	43.07	50.85
2	0.63	0.56	0.78	0.70	14.65	12.35	16.41	13.66	52.39	44.17	37.55	31.25
3	0.24	0.28	0.32	0.55	2.95	3.99	3.80	9.28	10.55	14.28	8.68	21.24
4	0.35	0.42	0.48	0.62	5.85	7.66	7.55	11.14	20.93	27.39	17.28	25.49
5	0.69	0.77	0.88	0.98	17.11	20.54	20.13	24.65	61.19	73.43	46.04	56.39
6	0.35	0.35	0.52	0.57	5.61	5.85	8.40	9.74	20.06	20.93	19.22	22.27
7	0.93	0.89	0.95	0.98	28.10	26.14	22.98	24.65	100.47	93.48	52.58	56.39
8	0.79	0.91	0.98	1.00	21.34	27.10	24.65	25.68	76.31	96.91	56.39	58.75
9	0.59	0.69	0.80	0.95	13.32	17.11	17.00	22.98	47.63	61.19	38.89	52.58
10	0.75	0.85	0.88	0.95	19.75	23.87	20.12	22.98	70.61	85.37	46.04	52.58
11	0.84	0.92	0.93	1.00	23.44	27.59	22.22	25.68	83.81	98.67	50.85	58.75
12	0.61	0.63	0.67	0.90	14.07	14.70	12.63	20.80	50.30	52.56	28.89	47.59
13	0.45	0.46	0.62	0.85	8.76	9.04	11.14	18.83	31.32	32.33	25.49	43.07
14	0.40	0.52	0.63	0.65	7.13	10.80	11.63	12.12	25.49	38.63	26.60	27.73
15	0.54	0.55	0.78	0.82	11.41	11.72	16.41	17.59	40.81	41.92	37.55	40.25
16	0.90	0.95	0.95	1.00	26.62	29.68	22.98	25.68	95.18	106.14	52.58	58.75
Mean	0.61	0.66	0.75	0.84	15.02	16.84	16.05	19.23	53.69	60.23	36.73	44.00
std	0.21	0.19	0.22	0.17	7.77	6.25	8.46	6.12	27.79	14.31	30.26	14.00

Finally, we reprocessed the data considering different sets of channels to choose the ones that would be used in experiment 2. Spelling accuracies reported in figure 6 are the ones obtained with the best sensor setting. In experiment 2, the use of DRS with 24 and 60 flashes and a longer SOA were guided by those results. Longer SOA generally improves the spelling accuracy (Maby et al., 2010). Based on those results, we thus expected the spelling accuracy in experiment 2, using a time-based stopping criterion, to be slightly higher than 55% for 24 flashes (2 repetitions) and significantly above 75% with 60 flashes (5 repetitions).

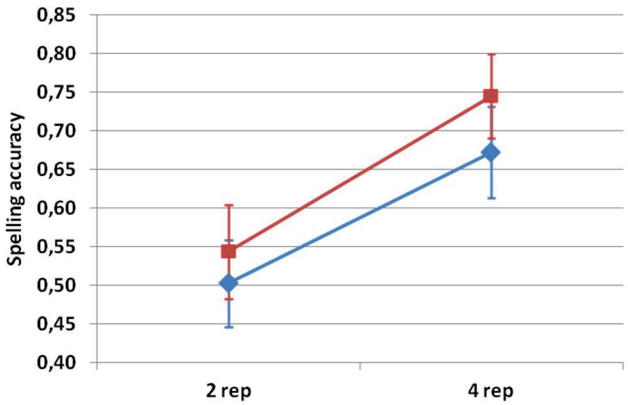


Figure 6. Spelling accuracy using an optimal selection of 9 sensors, as a function of the number of repetitions (2 or 4), for SRS (blue diamonds) and DRS (red squares). Error bars indicate the standard error of the mean.

3.3. Adaptive decision making

3.3.1. Offline evaluation on real data. Figure 7 depicts the relative performance obtained on the data from (Maby et al., 2010), using the classical time-based decision criterion and the proposed adaptive (accuracy-based) stopping approach, respectively. Performances are reported in terms of spelling accuracy (Figure 7A) and bit rate (Figure 7B). For a wide range of number of flashes, the latter appears more accurate than the classical static stopping criterion. This is even more striking when comparing bit rates.

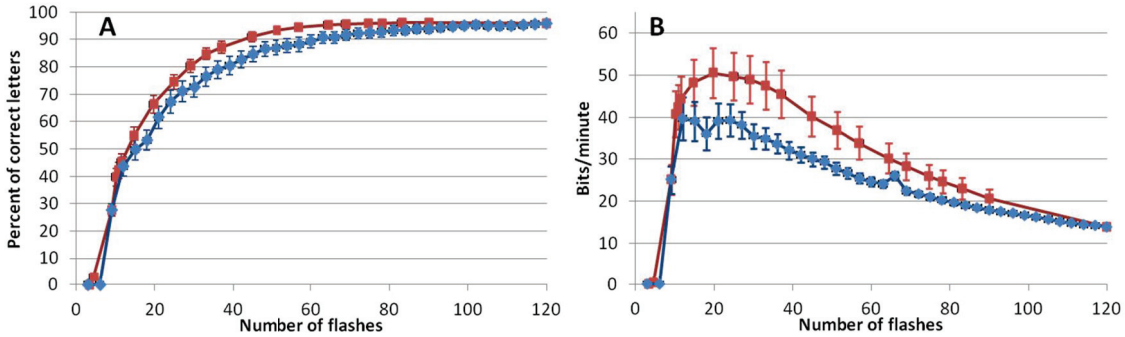


Figure 7. Effect of stopping criterion. Percent of correct letters (A) and bite rate (B) as function as the — averaged — number of flashes for accuracy-based (red squares) and time-based (blue diamonds) stopping criteria. Error bars indicate the standard error of the mean.

Precisely, the adaptive decision yielded a bit rate of 50.52 bits/min ± 24.91 (SD) and a spelling accuracy of 66.30% ± 13.30 (SD), for an average of 19.69 flashes ± 5.26 (SD). In contrast, the time-based decision using exactly 21 flashes yielded a bit rate of 39.13 bits/min ± 17.69 (SD) and a spelling accuracy of 61.48% ± 17.64 (SD). Including the time between selections, the adaptive decision yielded a highest transfer rate of 22.97 bits/min ± 7.39 (SD), for an average of 37.01 flashes ± 13.76 (SD), corresponding to a spelling accuracy of 87.22% ± 9.85 (SD). For about the same number of flashes (39 flashes), the time-based decision yielded a transfer rate of 18.62 bits/minute ± 5.23 (SD), corresponding to a spelling accuracy of 80.46% ± 13.81 (SD). The maximum difference in accuracy between the two criteria obtained for about 33 flashes (33.08 ± 11.81 flashes for the adaptive decision) and amounts to 8.31%.

3.3.2. Experiment 2: online results. In the fixed condition, the online spelling accuracy was 71% ± 16 (SD), which corresponds to 18.8 bits/min. In the safe dynamic condition, it was 80% ± 14 (SD), for an average of 57 ± 4 (SD) flashes, which corresponds to 24.1 bits/minute. In the risky dynamic condition, the spelling accuracy was 50% ± 18 (SD), for an average of 26 ± 2 (SD) flashes, which corresponds to 24.4 bits/minute (Figure 8).
Wilcoxon tests revealed that both the spelling accuracy and the bit rate are significantly higher in the safe dynamic condition compared to the fixed condition ($p<0.01$ for both tests). Importantly, the number of flashes was not significantly different between the two conditions ($p=0.1$), it was even slightly lower in the dynamic condition. The number of flashes was obviously smaller for the risky dynamic condition than for the safe one ($p<0.01$), as was the spelling accuracy ($p<0.01$). However, the bit rate was no different between those two conditions ($p=0.82$).

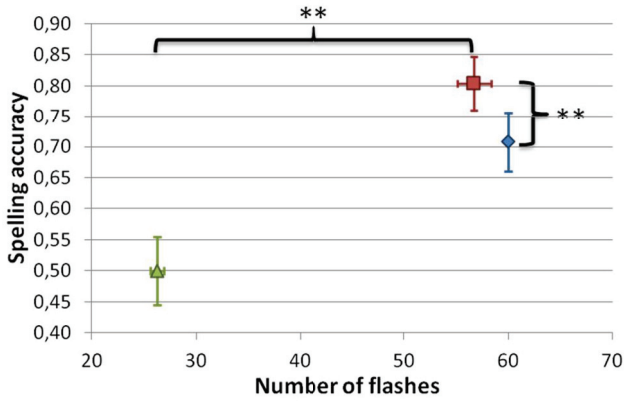


Figure 8. Online spelling accuracy as a function of the — averaged — number of flashes for each condition: fixed (blue diamond), safe adaptive (red square) and risky adaptive (green triangle). Error bars indicate the standard error of the mean. P-value: ** $p<0.01$.

3.3.2. Experiment 2: offline results. To further evaluate the effect of the stopping criterion, the fixed condition data were reprocessed offline, using different stopping criteria, namely the risky dynamic threshold and a time-based threshold set to the observed average number of flashes in the online risky condition. A Wilcoxon test reveals that the bit rate is significantly higher in the first case ($p<0.05$) (Figure 8, orange bar). This effect is essentially caused by a significant difference in the spelling accuracy, which is higher for the data reprocessed with the accuracy-based stopping criterion ($p<0.05$), since the number of flashes do not significantly differ between the two conditions ($p=0.41$).

To evaluate the effect of motivation, the data from the fixed and the safe dynamic conditions were reprocessed offline, using the same time-based stopping criterion. The obtained spelling accuracy is higher for sessions recorded in safe adaptive condition than for sessions recorded in fixed condition ($p<0.01$). Since the number of flashes was the same for both conditions, the bit rate is also higher for the adaptive condition ($p<0.01$) (figure 9).

Similarly, the bit rate was significantly higher in the risky dynamic condition compared to the fixed condition reprocessed adaptively using the same risky threshold (figure 9).

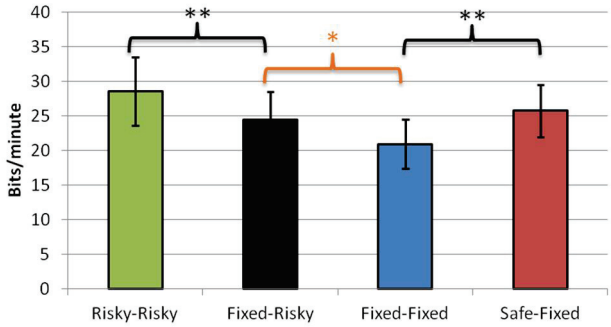


Figure 9. Bit rates (bits/minute) obtained for the four different offline conditions: data from sessions in risky (green) and fixed conditions (black) but reprocessed with an accuracy-based stopping criterion using a risky threshold; and data from sessions in fixed (blue) and safe adaptive conditions (red) but reprocessed using a time-based stopping criterion. P-values: *$p<0.05$; ** $p<0.01$; *** $p<0.001$.

3.3.2. Experiment 2: questionnaire. In general, participants were highly motivated: they quote their motivation on a 1-to-10 scale at 8.7/10 ± 1.3 (SD).

Regarding individual preferences:

- 45% of the subjects preferred the risky dynamic mode because it was faster, more motivating and challenging.
- 36% of the subjects preferred the safe dynamic mode because it required less concentration and was more accurate.
- 18% of the subjects preferred the fixed mode because the number of flashes is known and the machine gives the impression of being more reliable.

Interestingly, only 55% of the participants preferred the condition in which they obtained the highest bit rate.

4. Discussion

In this P300-Speller study, we first developed a new classification approach which up-dates the belief of the machine about target location, after each single electrophysiological observation. After having demonstrated the face validity of this classifier, we showed it does not impair the performance compared to classical approaches based on averaged responses. Most importantly, this single-trial based classification enabled us to propose and evaluate two improvements to the online spelling, namely:

- Dynamic stimulation to get rid of the adjacency effect of the traditional RCP and to dilute errors;

- Adaptive decision making, which consist in implementing an optimal reaction time strategy in the machine, allowing for short spelling when the first few incoming evidence are strong enough and vice versa.

We first evaluated the effect of these two developments on synthetic data and offline reprocessed real data, respectively. Then the improvements due to each of the two methods were assessed online, in two new separate experiments with healthy subjects.

4.1. Error dilution

Dynamic stimulation was developed to dilute errors in addition to the reduction of errors obtained in removing the adjacency effect of RCP. It is known that the flashing of a whole row or column adjacent to the target is visually too salient and disturbs the classification of target versus non-target stimuli (Townsend et al., 2010; Maby et al., 2011). Reducing this effect of adjacency by flashing pseudo-random groups of non adjacent letters is thus very relevant. Nevertheless, we showed that even in the SRS mode (SRS), errors are predictably distributed in groups of letters that contain the target. To dilute errors, we slightly modified the SRS so that the association between letters varies from one repetition to the next (DRS), in a random fashion. Simulations enabling to compare the two modes on exactly the same data and one new online experiment in 16 participants demonstrated that the DRS allows for a better spelling accuracy than the SRS, as early soon as after two repetitions. Our DRS approach on a 6x6 matrix display is very close to the approach by (Townsend et al., 2010) on a large 8x9 matrix and we observe a comparable improvement in accuracy. In terms of transfer rate, we achieve, on average, 60 bits per minute with two repetitions and 44 bits per minute with four repetitions, which is even higher than 32 bits per minute with in average 3.6 repetitions as reported by (Townsend et al., 2010). This difference might essentially be due to the difference in size between the two matrices of items and hence to the difference in the time needed to complete a full repetition. Indeed, a bigger matrix needs more time to be flashed entirely. It also increases the number of alternative possible choices and hence the error risk.

4.2. Adaptive decision making

Adaptive decision making was proposed to overcome the limitation of the traditional time-based decision criterion used in the P300-speller and BCI in general. Indeed, a machine's adaptive decision, based on some information or accuracy criterion, allows for an optimal stopping strategy. In other words, the reaction time of the machine can be optimized in a way that mimics the reaction time of human beings, which highly relies on the amount and quality of accumulated evidence from incoming sensory information (Gold and Shadlen, 2007). What is expected from such a strategy is to produce a short reaction time, whenever the accumulated evidence in favor of a given single choice is strong. Conversely, reaction time should be longer, whenever evidence is noisy and ambiguous, since more data will be needed to make a reliable decision. Compared to a time-based criterion, this can accommodate the slow intrinsic fluctuations of the electrophysiological signals due to fluctuations in attention. In the P300-Speller, this is particularly relevant, since sustained attention is what is most required from the subject to keep performing the task efficiently.

To implement adaptive decision making, we used a classical entropic measure, which efficiently summarizes and quantifies the uncertainty about our belief, when the latter is being represented by a probabilistic distribution.

The first significant effect we observe with this new criterion is that, for the same spelling duration, the user is able to spell letters more accurately. The time saved by stopping the flashes earlier, whenever possible, was efficiently reallocated to letters that required longer stimulation time to be correctly identified. Equivalently, given an objective in terms of accuracy, fewer flashes should be required with adaptive decision making, on average.

In an offline evaluation on real data, we achieve similar transfer rates than in other studies: 50.52 bits/min excluding the time between selections or 22.93 bits/min, including it, with an improvement of about 13 bits/minutes compared to a classical time-based stopping criterion (or 4.5 bits/minute

excluding the time between selections). For comparison, (Jin et al., 2011a) achieves an average transfer rate of 44.2 bits/minute, excluding the pause between selections, or 36.3 bits/minute, including the pause. In (Serby et al., 2005) study, the transfer rate is 23.75 bits/minute, offline, and 15.3 bits/minute, online (including the breaks), while in (Lenhardt et al., 2008) study the bite rate reaches a maximum of 50.61 bits/minute, corresponding to an improvement of 18.44 bits/minute (excluding the breaks).
However, transfer rates got worse in the online experiment. Since the bit rate reflects both accuracy and speed, there might at least two explanations for this observation. First, the time for spelling was longer, on average, since the mean number of flashes online was about 24 or 60, depending on the threshold on entropy, while offline we could test almost all possible numbers of flashes. Secondly, the online spelling accuracy was worse. This is partly due to the reduced number of channels: 32 channels were used offline, compared to 9 channels, online.
Importantly though, the main outcome is that spelling accuracy considerably improves, given the same number of flashes, when using adaptive decision. We measured a 9% increase online and an 8% improvement offline.

Secondly, we further observed online a positive effect on motivation, which adds to the criterion effect we isolated offline. Indeed, spelling accuracy is higher during adaptive sessions than during fixed ones, even when these datasets are reprocessed offline with the same stopping criterion. This shows that subjects were more engaged into the task in dynamic mode, which yields electrophysiological responses with larger signal-to-noise ratio. The N1 and P300 responses are known to reflect the participant's involvement in the task (Datta et al., 2007; Treder and Blankertz, 2010), see also (Picton, 1992) for a review on the P300 and (Naatanen and Picton, 1987) for a review on the N1). The P300 has also been shown to increase with motivation in a BCI context (Kleih et al., 2010). The fact that spelling accuracy is optimized, by continuously adapting the stimulation to the user needs, appears to create a virtuous cycle by increasing the motivation of the user.

Finally, participants clearly preferred the dynamic mode to the fixed one. However, their preference is not always directly related to their bit rates or spelling accuracy. All participants achieve a maximal spelling accuracy in safe dynamic condition, but some prefer the fixed and others the risky dynamic mode. The two participants who prefer the fixed condition had also a higher bit rate in dynamic conditions. Similarly, two out of the five participants who prefer the risky dynamic condition had a poorer bit rate in this condition compared to the safe dynamic mode. Clearly, individuals are differently biased toward risky or safe behaviors, which will express here as differences in preferences. This means that the bit rate itself is not a very relevant criterion for assessing the effectiveness of the P300 speller. For example, in (Kaper and Ritter, 2004), the very high transfer rate of 47.26 bits per minute was obtained with an accuracy of 44%. This is obviously not appropriate for a realistic use of BCI, because a minimal spelling accuracy is needed for effective communication. It will thus be relevant to develop a criterion to evaluate the quality of the communication when using the P300-Speller. In that respect, note that most BCI experimental conditions are not very ecological, in the sense that copy spelling is not highly motivating and does not take into account the challenge of being understood. Our approach demonstrates the usefulness of an adaptive criterion for decision making in BCI. It relies on a threshold that could be also optimized for each patient. This will be the focus of future works.

5. Conclusion

We implemented a new probabilistic and dynamic classifier to detect targets in the P300-Speller. It enabled us to implement a new kind of stimulation paradigm, adapted from (Townsend et al., 2010). The latter improves the spelling accuracy through two additive effects, namely by getting rid of the adjacency effect and by diluting errors. Most importantly, building on this dynamic classifier, we proposed and evaluated a machine's adaptive decision so that the number of flashes used for each item is optimized online to accommodate the signal fluctuations probably due to slow variations in

the user's mental state. We showed that it significantly improves spelling accuracy and transfer rate. Interestingly, participants reported preferring the adaptive conditions compared to the classic fixed one. Finally, we demonstrated online that the adaptive decision further creates a virtuous circle: the better the spelling accuracy, the higher the motivation and the more the subject engage into the brain-computer interaction. In return, the higher the attentional focus, the higher the spelling accuracy.

Acknowledgements

This work is supported by the French ANR project ANR-DEFIS 09-EMER-002 CoAdapt.

References

Allison B.Z. 2003 P3 or not p3: Toward a better p300 bci. PhD, University of California.

Allison B.Z. and Pineda J.A. 2003 Erps evoked by different matrix sizes: Implications for a brain computer interface (bci) system. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng* **11** 110-3.

Allison B.Z. and Pineda J.A. 2006 Effects of soa and flash pattern manipulations on erps, performance, and preference: Implications for a bci system. *Int J Psychophysiol* **59** 127-40.

Brunner P., Joshi S., Briskin S., Wolpaw J.R., Bischof H. and Schalk G. 2010 Does the 'p300' speller depend on eye gaze? *J Neural Eng* **7** 056013.

Cecotti H. and Rivet B. 2011 One step beyond rows and columns flashes in the p300 speller: A theoretical description. *International Journal of Bioelectromagnetism* **13** 39-41.

Cecotti H., Rivet B., Congedo M., Jutten C., Bertrand O., Maby E. and Mattout J. 2011 A robust sensor-selection method for p300 brain-computer interfaces. *J Neural Eng* **8** 016001.

Dal Seno B., Matteucci M. and Mainardi L.T. 2010 The utility metric: A novel method to assess the overall performance of discrete brain-computer interfaces. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng* **18** 20-8.

Datta A., Cusack R., Hawkins K., Heutink J., Rorden C., Robertson I.H. and Manly T. 2007 The p300 as a marker of waning attention and error propensity. *Comput Intell Neurosci* 93968.

Dobkin B.H. 2007 Brain-computer interface technology as a tool to augment plasticity and outcomes for neurological rehabilitation. *J Physiol* **579** 637-42.

Donchin E., Spencer K.M. and Wijesinghe R. 2000 The mental prosthesis: Assessing the speed of a p300-based brain-computer interface. *IEEE Trans Rehabil Eng* **8** 174-9.

Fabiani M., Gratton G., Karis D. and donchin E. 1987 Definition, identification and reliability of measurement of the p300 component of the event-related brain potential. Advances in psychophysiology. J.R. Jennings, P.K. Achles and M.G.H. Coles. New York, *JAI Press*. **2** 1-78.

Fabiani M., Karis D. and Donchin E. 1986 P300 and recall in an incidental memory paradigm. *Psychophysiology* **23** 298-308.

Farwell L.A. and Donchin E. 1988 Talking off the top of your head: Toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials. *Electroencephalogr Clin Neurophysiol* **70** 510-23.

Gibert G., Attina V., Mattout J., Maby E. and Bertrand O. 2008 Size enhancement coupled with intensification of symbols improves p300 speller accuracy. *Proc. 4th International BCI Interface Workshop and Training Course* 250-5.

Gold J.I. and Shadlen M.N. 2007 The neural basis of decision making. *Annu Rev Neurosci* **30** 535-74.

Guger C., Daban S., Sellers E., Holzner C., Krausz G., Carabalona R., Gramatica F. and Edlinger G. 2009 How many people are able to control a p300-based brain-computer interface (bci)? *Neurosci Lett* **462** 94-8.

Hong B., Guo F., Liu T., Gao X. and Gao S. 2009 N200-speller using motion-onset visual response. *Clin Neurophysiol* **120** 1658-66.

Jin J., Allison B.Z., Sellers E.W., Brunner C., Horki P., Wang X. and Neuper C. 2011 An adaptive p300-based control system. *J Neural Eng* **8** 036006.

Kaper M., Meinicke P., Grossekathoefer U., Lingner T. and Ritter H. 2004 Bci competition 2003--data set iib: Support vector machines for the p300 speller paradigm. *IEEE Trans Biomed Eng* **51** 1073-6.

Kaper M. and Ritter H. 2004 Generalizing to newsubjects in brain-computer interfacing. 26th IEEE EMBS annual international conference (EMBC).

Kleih S.C., Nijboer F., Halder S. and Kubler A. 2010 Motivation modulates the p300 amplitude during brain-computer interface use. *Clin Neurophysiol* **121** 1023-31.

Krusienski D.J., Sellers E.W., Cabestaing F., Bayoudh S., McFarland D.J., Vaughan T.M. and Wolpaw J.R. 2006 A comparison of classification techniques for the p300 speller. *J Neural Eng* **3** 299-305.

Lenhardt A., Kaper M. and Ritter H.J. 2008 An adaptive p300-based online brain-computer interface. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng* **16** 121-30.

Maby E., Gibert G., Aguera P.E., Perrin M., Bertrand O. and Mattout J. 2010 The openvibe p300-speller scenario: A thorough online evaluation. *Human Brain Mapping Conference*.

Maby E., Perrin M., Morlet D., Ruby P., Bertrand O., Ciancia S., Gallifet N., Luauté J. and Mattout J. 2011 Evaluation of the openvibe p300-speller in a locked-in patient. 5th International Brain-Computer Interface Workshop & Training Course, Graz, Austria.

Martens S.M., Hill N.J., Farquhar J. and Scholkopf B. 2009 Overlap and refractory effects in a brain-computer interface speller based on the visual p300 event-related potential. *J Neural Eng* **6** 026003.

Naatanen R. and Picton T. 1987 The n1 wave of the human electric and magnetic response to sound: A review and an analysis of the component structure. *Psychophysiology* **24** 375-425.

Perrin M., Maby E., Bouet R., Bertrand O. and Mattout J. 2011 Detecting and interpreting responses to feedback in bci. 5th International Brain-Computer Interface Workshop & Training Course, Graz, Austria.

Perrin M., Maby E., Daligault S., Bertrand O. and Mattout J. In press Objective and subjective evaluation of online error correction during p300-based spelling. *Advances in Human-Computer Interaction*.

Picton T.W. 1992 The p300 wave of the human event-related potential. *J Clin Neurophysiol* **9** 456-79.

Pires G., Nunes U. and Castelo-Branco M. 2012 Comparison of a row-column speller vs. A novel lateral single-character speller: Assessment of bci for severe motor disabled patients. *Clin Neurophysiol* **123** 1168-81.

Polich J. 2007 Updating p300: An integrative theory of p3a and p3b. *Clin Neurophysiol* **118** 2128-48.

Pritchard W.S. 1981 Psychophysiology of p300. *Psychol Bull* **89** 506-40.

Quitadamo L.R., Abbafati M., Cardarilli G.C., Mattia D., Cincotti F., Babiloni F., Marciani M.G. and Bianchi L. 2012 Evaluation of the performances of different p300 based brain-computer interfaces by means of the efficiency metric. *J Neurosci Methods* **203** 361-8.

Renard Y., Lotte F., Gibert G., Congedo M., Maby E., Delannoy V., Bertrand O. and Lécuyer A. 2010 Openvibe: An open-source software platform to design, test, and use brain–computer interfaces in real and virtual environments. *Presence: Teleoperators and Virtual* **19** 35-53.

Rivet B., Souloumiac A., Attina V. and Gibert G. 2009 Xdawn algorithm to enhance evoked potentials: Application to brain-computer interface. *IEEE Trans Biomed Eng* **56** 2035-43.

Salvaris M. and Sepulveda F. 2009 Visual modifications on the p300 speller bci paradigm. *J Neural Eng* **6** 046011.

Sellers E.W., Krusienski D.J., McFarland D.J., Vaughan T.M. and Wolpaw J.R. 2006 A p300 event-related potential brain-computer interface (bci): The effects of matrix size and inter stimulus interval on performance. *Biol Psychol* **73** 242-52.

Serby H., Yom-Tov E. and Inbar G.F. 2005 An improved p300-based brain-computer interface. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng* **13** 89-98.

Spuler M., Bensch M., Kleih S., Rosenstiel W., Bogdan M. and Kubler A. 2012 Online use of error-related potentials in healthy users and people with severe motor impairment increases performance of a p300-bci. *Clin Neurophysiol* **123** 1328-37.

Takano K., Komatsu T., Hata N., Nakajima Y. and Kansaku K. 2009 Visual stimuli for the p300 brain-computer interface: A comparison of white/gray and green/blue flicker matrices. *Clin Neurophysiol* **120** 1562-6.

Townsend G., LaPallo B.K., Boulay C.B., Krusienski D.J., Frye G.E., Hauser C.K., Schwartz N.E., Vaughan T.M., Wolpaw J.R. and Sellers E.W. 2010 A novel p300-based brain-computer interface stimulus presentation paradigm: Moving beyond rows and columns. *Clin Neurophysiol* **121** 1109-20.

Treder M.S. and Blankertz B. 2010 (c)overt attention and visual speller design in an erp-based brain-computer interface. *Behav Brain Funct* **6** 28.

Wolpaw J.R., Birbaumer N., Heetderks W.J., McFarland D.J., Peckham P.H., Schalk G., Donchin E., Quatrano L.A., Robinson C.J. and Vaughan T.M. 2000 Brain-computer interface technology: A review of the first international meeting. *IEEE Trans Rehabil Eng* **8** 164-73.

Chapitre 12 :

Vers une meilleure caractérisation des réponses aux feedbacks : reconstruction simultanée en EEG/MEG

L'expérience 2 avait également pour but de caractériser plus précisément les réponses aux feedbacks via une analyse en MEG. La combinaison de données EEG et MEG devait permettre une identification la plus précise possible du réseau d'aires corticales à l'origine des réponses aux feedbacks mesurées sur le scalp, lesquelles ont été très peu étudiées en MEG jusqu'ici.

Pour étudier les réponses aux feedbacks au niveau du scalp et au niveau cortical, nous avons utilisé l'intégralité des données EEG (56 électrodes) ainsi que les données MEG (275 capteurs) de l'expérience 2[92].
Sur les 16 sujets enregistrés, l'un d'entre eux a été exclu car ses signaux EEG étaient extrêmement bruités. En guise de prétraitements, les données ont d'abord été filtrées entre 0,1 et 20 Hz, sous-échantillonnées à 100 Hz puis nous avons appliqué une analyse en composantes indépendantes (ICA) pour corriger la plupart des artefacts liés aux clignements des yeux, aux saccades oculaires et au rythme cardiaque (pour les données MEG). Un rejet d'artefact manuel a ensuite été effectué, puis, en MEG, les essais associés à une position de la tête trop différente de la position moyenne sur l'ensemble des cinq sessions (> 0,5 cm) ont été supprimés.
Les données ainsi prétraitées ont ensuite été moyennées pour chaque condition (feedbacks corrects et incorrects), indépendamment du nombre de répétitions ou du mode de stimulation (SRS ou DRS[93]). Une correction de ligne de base a ensuite été appliquée à partir de la fenêtre -200 à 0 ms.

Dans un premier temps, un test-t a été effectué sur la fenêtre temporelle -1000 à 1000 ms dans SPM8, permettant d'identifier les fenêtres temporelles associées à des différences entre ces deux conditions, en EEG et en MEG.
Les résultats ont montré une large fenêtre en EEG (230-400 ms), correspondant visuellement à la fenêtre de la FRN/FCRP et incluant une partie de l'onde P300 (Figure 57, A et B). En MEG, deux fenêtres différentes ont été identifiées : une première entre 260 et 280 ms correspondant à la latence de la FRN/FCRP (Figure 57 C et D), puis une seconde entre 310 et 450 ms correspondant à la latence de la P300 (Figure 57 E et F).

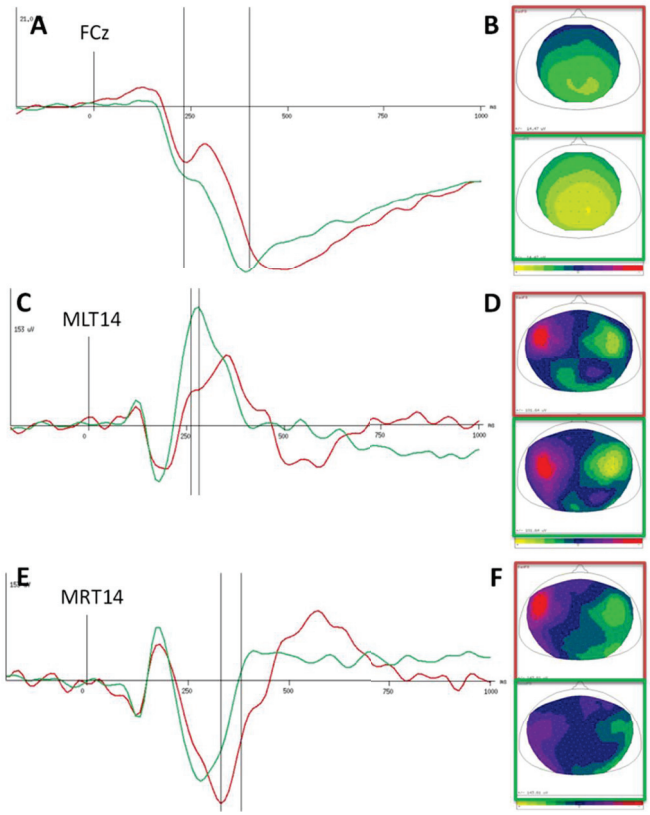


Figure 57 : Décours temporel des réponses aux feedbacks positifs (vert) et négatifs (rouge), en EEG sur le capteur FCz (A) et en MEG sur les capteurs MLT14 pour l'équivalent de la FRN (C) et MRT14 pour l'équivalent de la P300 (E). Topographies EEG (B) et MEG (D et F) associées respectivement aux fenêtres temporelles 230-400ms, 260-280ms et 310-450ms.

[92] Voir Chapitre 11, section 1 ou article 2 pour le détail du protocole expérimental de cette étude.
[93] Voir Chapitre 11, section 2 ou article 3 pour l'explication de ces deux modes de stimulation.

D'autre part, un équivalent de la N1 ou N170, une onde visuelle précoce observée sur les électrodes occipitales, a été identifiée en MEG (baptisée ici M170, bien que nos stimuli ne soient pas des visages). Cette onde ne présente pas de différence en fonction de la valence du feedback (Figure 58). Dans un deuxième temps, les fenêtres temporelles identifiées en MEG (M170 et FRN/FCRP) ont été utilisées séparément pour la reconstruction de sources. Nous avons utilisé la méthode du *Multiple sparse prior* implémentée dans SPM8 (Friston et al., 2008), avec un modèle de tête sphérique en EEG[94] et un modèle multi-sphérique en MEG.

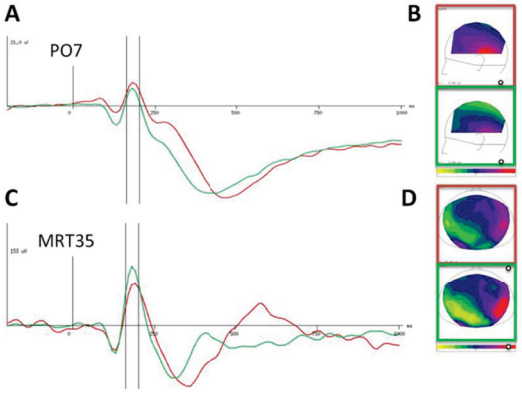


Figure 58 : décours temporel des réponses aux feedbacks positifs (vert) et négatifs (rouge) en EEG sur le capteur P07 (A) et en MEG sur le capteur MRT35 (C). Topographies EEG (B) et MEG (D) associées à la fenêtre temporelle 160-200ms utilisée pour la reconstruction de la N170/M170.

La localisation des sources de la N170/M170 dans les aires visuelles primaires et principalement dans le gyrus fusiforme droit (Figure 59) a permis de valider notre approche de reconstruction de sources à partir des données d'EEG et MEG fusionnées (Henson et al., 2009). En effet, les sources de cette activité ont déjà été rapportés dans la littérature (Halgren et al., 2000), et notamment dans le cas d'acquisitions simultanées EEG/MEG (Henson et al., 2009).

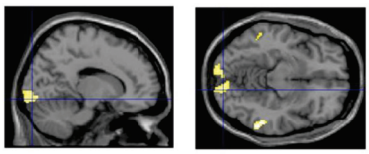


Figure 59 : Projection sur un modèle de cerveau normalisé de la reconstruction de sources en EEG/MEG de la réponse au feedback dans la fenêtre de l'onde N170/M170 (160-200ms), obtenue pour 15 sujets. FWE corr. p<0.05.

Due à un trop faible nombre d'erreurs chez certains sujets (moins de 25 essais), nous nous sommes restreints à l'analyse de 11 sujets pour la reconstruction de sources des feedbacks négatifs, ou de la différence entre feedbacks positifs et négatifs. Par conséquent, nous avons choisi d'utiliser les réponses aux feedbacks positifs pour étudier les différences entre les reconstructions en EEG seule, en MEG seule et en EEG et MEG couplés.

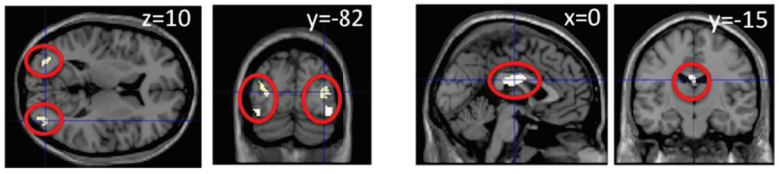


Figure 60 : Projection sur un modèle de cerveau normalisé de la reconstruction de sources en EEG de la réponse aux feedbacks positifs dans la fenêtre de l'onde FCRP (260-280ms), obtenue pour 15 sujets. Uncorr., $p<10^{-5}$.

[94] Le modèle sphérique a été utilisé par défaut en EEG car le modèle BEM ne fonctionnait pas sur mes données, pour une raison indéterminée.

En EEG seule, la reconstruction de la FCRP met en évidence l'implication du gyrus occipital moyen et inférieur bilatéral (Figure 60). Une autre source, située a priori au niveau du corps calleux mais très proche du cortex cingulaire médian est significativement activée. En MEG seule, les sources les plus actives sont le gyrus temporal moyen et le gyrus pariétal inférieur (Figure 61).

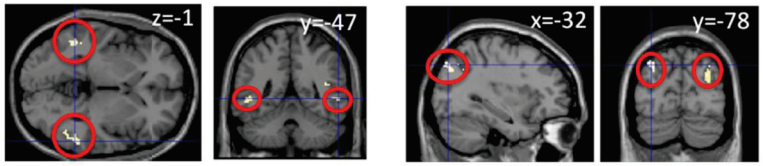


Figure 61 : Projection sur un modèle de cerveau normalisé de la reconstruction de sources en MEG de la réponse aux feedbacks positifs dans la fenêtre de l'onde FCRP (260-280ms), obtenue pour 15 sujets. FWE corr. p<0.05.

Enfin, en EEG et MEG combinés, le réseau est bien plus étendu puisqu'il recrute à la fois des régions impliquées dans la vision, telles que le gyrus occipital supérieur et le gyrus temporal inférieur, des régions impliquées dans le langage telles que le gyrus frontal inférieur (Mainy et al., 2008), ainsi que l'aire motrice supplémentaire (SMA) et le gyrus précentral (Figure 62).

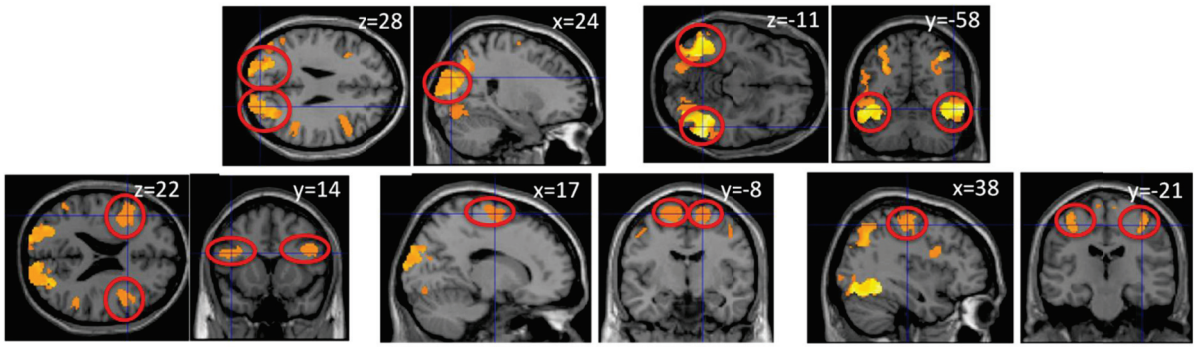


Figure 62 : Projection sur un modèle de cerveau normalisé de la reconstruction de sources en EEG/MEG de la réponse aux feedbacks positifs dans la fenêtre de l'onde FCRP (260-280ms), obtenue pour 15 sujets. Uncorr., $p<10^{-5}$.

Finalement, la reconstruction de la différence entre feedbacks incorrects et feedbacks corrects en EEG et MEG couplés met en évidence l'implication du gyrus temporal inférieur et du gyrus frontal inférieur (Figure 63).

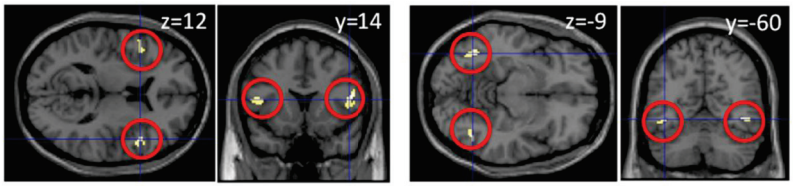


Figure 63 : Projection sur un modèle de cerveau normalisé de la reconstruction de sources en EEG/MEG de la différence des réponses aux feedbacks négatifs et positifs dans la fenêtre de l'onde FRN/FCRP (260-280ms), obtenue pour 11 sujets. Uncorr., $p<10^{-4}$.

Bien que ces régions soient cohérentes avec une stimulation visuelle associée à un traitement du langage, ces résultats ne sont pas tout à fait en accord avec la littérature pour ce qui est des sources liées à la valence du feedback. En effet, l'ACC ou de la pré-SMA sont le plus souvent rapportés comme étant les régions à l'origine de la différence entre feedbacks positifs et négatifs. Or, nos résultats montrent une implication de la SMA, uniquement pour la FCRP, mais pas pour expliquer la différence. Il est possible que la différence observée dans cette région par plusieurs auteurs soit

essentiellement due à une augmentation de l'activité dans cette aire cérébrale dans le cas de feedbacks positifs, ce qui expliquerait nos résultats. D'autant que nos résultats sur la différence ne concernent que 11 sujets et manquent peut-être de puissance statistique. Cette hypothèse pourrait renforcer l'idée que la FRN et la N2 ne sont en réalité qu'une seule et même onde (Holroyd et al., 2008), et que c'est l'onde positive (FCRP) en réponse à un feedback positif qui crée une différence entre ces deux réponses cérébrales.

En conclusion, nos résultats mettent en évidence des réponses MEG qui correspondent aux réponses aux feedbacks que sont la FRN/FCRP et la P300 définies en EEG. L'utilisation de données EEG et MEG fusionnées a été validé sur nos données grâce à la reconstruction des sources de la N170/M170. Une comparaison de la reconstruction de la réponse aux feedbacks positifs à la latence de la FRN en EEG seul, MEG seule ou EEG et MEG fusionnés a permis de montrer l'intérêt du couplage de ces deux techniques pour la reconstruction de sources. En effet, le réseau obtenu avec les deux techniques semble bien plus complet et cohérent que les réseaux obtenus avec une seule des deux modalités.
Ces résultats sont encore préliminaires. Pour aller plus loin, il faudrait ajouter des sujets, et sans doute s'appuyer sur un modèle de tête plus réaliste en EEG.

Ces résultats ont été présentés sous la forme d'un poster, à la conférence internationale sur le biomagnétisme (BioMag) en aout 2012, à Paris. Ce poster est reproduit en annexe 4.

Chapitre 13 :

Vers des applications du P300-Speller

Au cours de ma première année de thèse, j'ai participé aux tests de notre version originale et classique du P300-Speller, chez une patiente souffrant du syndrome d'enfermement. Cette application clinique nous a permis d'évaluer notre protocole dans une situation écologique, chez une utilisatrice pour qui ce type de système pourrait être très utile.
Au cours de ma troisième année, j'ai participé à la conception d'un jeu vidéo s'appuyant sur l'activité P300. Cette application ludique d'une interface cerveau-machine et sa première mise en œuvre nous a fourni des premières observations intéressantes sur les effets de la motivation, en comparant un mode classique à un mode dans lequel les activités cérébrales des deux joueurs entraient en compétition.

1. Vers une application clinique

Entre avril et décembre 2010, nous avons réalisé une dizaine de séances de P300-Speller avec Mme F., une patiente de 38 ans souffrant du syndrome d'enfermement à la suite d'un accident vasculaire au niveau du tronc cérébral. Dans un premier temps, nous avons essayé d'ajuster au mieux différents paramètres tels que le nombre de répétitions, l'intervalle inter-stimuli et le nombre de lettres utilisées pour l'étalonnage. N'obtenant pas de résultat très satisfaisant, nous avons alors évalué la qualité des réponses N1 et P300 de la patiente à l'aide d'un protocole *Oddball novelty* passif, et d'un protocole *Oddball* auditif classique, actif et passif. Ces réponses électrophysiologiques ne présentant aucune anormalité, il a été décidé de procéder à 4 sessions successives, espacées de quelques jours seulement, avec les mêmes paramètres expérimentaux, et avec une seule phase d'étalonnage au début de la première session.

Les paramètres choisis étaient les suivants :

- 16 répétitions,
- durée de flash de 100 ms et durée inter-flashs (ISI) de 150 ms (i.e. durée entre 2 flashs successifs de 250 ms),
- 30 caractères pour l'étalonnage,
- 57 mots de quatre lettres pour le test, répartis sur les quatre séances.

Les données étaient acquises et traitées en temps-réel de la même manière que les données de l'expérience 1.

Les résultats en ligne ont montré une performance maximale de 24% environ, ce qui est largement au-dessus du niveau de la chance, mais bien en dessous des performances observées chez les sujets sains, ou rapportées dans la littérature chez les patients souffrant de SLA. Cette performance maximale a été observée lors de la première séance, les performances obtenues lors des séances suivantes étant au niveau de la chance (de 0 à 4%). Des tests hors lignes ont montré que chez cette patiente, il n'était pas possible de réutiliser les paramètres d'étalonnage d'une séance précédente. En effet, en séparant les séances 2, 3 et 4 en deux sous-parties et en réalisant la procédure d'apprentissage des paramètres du classifieur et du filtre spatial sur une sous-partie des données, les performances obtenues sur l'autre sous-partie étaient meilleures. De cette manière, on obtient des performances de 15 à 27%, c'est-à-dire de l'ordre de celles obtenues en temps-réel au cours de la première séance.
D'autre part, l'étude de la distribution des erreurs a montré que, pour certaines séances, les erreurs correspondaient souvent à une lettre située sur la même ligne ou sur la même colonne que la cible, tandis que pour d'autres, la distribution des erreurs était beaucoup plus aléatoire. Dans le premier cas, la lettre choisie par le classifieur était même le plus souvent une des lettres directement voisines de la lettre cible.
Enfin, l'étude des données électrophysiologiques de réponses aux stimuli cibles et non cibles a révélé des amplitudes de signaux beaucoup plus faibles que pour les sujets sains (même les moins bons d'entre eux), associés à une variance quasi-équivalente.

Bien que les performances obtenues avec cette patiente soient peu satisfaisantes, cette étude a permis de mettre en avant certains points intéressants. Tout d'abord, elle suggère de calibrer le classifieur et le filtre spatial à chaque séance, pour ce type de patients. De plus, la variabilité de la distribution des erreurs démontre une grande variabilité attentionnelle d'une séance à l'autre. Cette distribution des erreurs permet également de supposer une sensibilité importante aux flashs des lignes et des colonnes adjacentes à la cible. Cette observation a grandement motivé l'adaptation du mode de stimulation proposé par Townsend et al. (2010) à notre stimulateur. Enfin, les signaux cérébraux souffrant d'un très faible rapport signal sur bruit et d'une grande variabilité expliquent les très faibles performances observées. Reste à comprendre l'origine des différences de signaux entre

cette patiente et les sujets sains. Il est possible que la pathologie soit à l'origine de cette différence. En effet, le métabolisme cérébral des patients souffrant du syndrome d'enfermement semble légèrement affaibli comparé à celui de sujets sains (Laureys et al., 2004), ce qui pourrait expliquer une amplitude et une variabilité différente de ces signaux, malgré des performances cognitives préservées.

Les résultats de cette étude ont été publiés en 2011 dans les *Proceedings* de la *5th International BCI Conference* à Graz (Autriche), dans un article intitulé *« Evaluation of the OpenViBE P300-Speller in a Locked-In patient »* et reporté ci-dessous.

Evaluation of the OpenViBE P300-speller in a locked-in patient

E. Maby[1,2], M. Perrin[1,2], D. Morlet[1,2], P. Ruby[1,2], O. Bertrand[1,2], S. Ciancia[3], N. Gallifet[3], J. Luauté[1,2,3], J. Mattout[1,2]

[1] INSERM U1028, CNRS UMR5292, Lyon Neuroscience Research Center, Lyon, France
[2]University Lyon 1, Lyon, France
[3]Hospices Civils de Lyon, Henry Gabrielle Hospital, Lyon, France
manu.maby@inserm.fr

Abstract

This study evaluates the efficacy of a P300-based brain–computer interface (BCI) implemented with the OpenViBE software, in a patient suffering from a locked-in syndrome (LIS). The highest accuracy achieved online reached 24.4 % and was obtained for the only session, out of four, for which both training and testing data were recorded on the same day. By contrast, other testing sessions, based on the same training, yielded accuracies no greater than chance level. Subsequent offline analysis and complementary data from an auditory oddball paradigm confirmed that the patient understood and performed the task correctly. Nevertheless and although we increased the offline training set with test data from each session, the overall accuracy reached 20.6 % only, which remains substantially lower than healthy subject's performance with the same protocol [1]. Altogether, our results suggest that poor performance coincide with low signal-to-noise ratio and high trial-wise variability. This might be explained by the difficulty for this patient to focus attention and to avoid disturbances caused by stimuli adjacent to the target.

1 Introduction

Locked-in patients are characterized by complete motor paralysis, except for eye movements, with intact cognition and sensation. A communication tool independent of muscle control would enable them to regain autonomy and be less dependent on others for communication. It has been shown that some severely disabled patients can communicate through the P300-based BCI [2]. In this paradigm, symbols are displayed on screen, in a matrix form, whose rows and columns are flashed alternatively. A P300 response is elicited whenever the row or column that contains the target is being flashed. The present study evaluates the efficacy of our recent implementation of the P300-speller in a LIS patient, using OpenViBE (http://openvibe.inria.fr)[3].

2 Methods

The patient is a 38 years old woman who sustained a locked-in-syndrome following a basilar artery thrombosis on March 1^{st} 2009. She was diagnosed with a complete tetraplegia with anarthria. Cerebral MRI revealed a pontine infarction with a complete interruption of the cortico-spinal tract as well as lesions of the cerebellar pedoncules and tegmentum nuclei. Speech and language therapy rehabilitation progressively established a yes/no communication code and developed a words spelling setting using eye closure in response to letter enumeration. The patient underwent cognitive function evaluation through auditory paradigms. First, a passive novelty oddball paradigm [4] highlighted normal sensory N1 responses to all stimuli and a large novelty P3, suggesting the absence of abnormality in automatic attention orienting to rare salient stimuli. Second, the patient was presented with a classical auditory oddball paradigm with both a passive (diverted attention) and active condition (attention oriented toward deviants). Like healthy subjects, patient showed a larger P300 response to deviant tones in the active condition. This result confirms that she understood the instructions and was able to engage in a voluntary, active and sustained task.

In the P300-speller experiment, EEG referenced to the nose was recorded from a 32-electrode Acticap system (Brain Products, Germany), following a standard extended 10-10 system placement. Impedances were kept below 10 kΩ and amplified analog signals were digitized at 100 Hz. To make a selection from the 6×6 item matrix, the patient attends to the target symbol and counts how many times it is flashed. While visual stimulations are sent to a CRT (Cathode Ray Tube) screen in random order, a trigger (labeled according to the flashed row or column) is sent to the EEG amplifier via parallel port (jitter < 0.1 ms). In addition to intensity, symbol size is enhanced, which we proved yields larger P300 responses and higher classification rates [5]. The flash duration was set to 100 ms and the time between two flash onsets to 250 ms. We used sixteen repetitions per item, meaning that we averaged the responses for each row and column over eight flashes, respectively. A 4s interval separated each symbol, enabling the patient to process the online feedback and then focus attention on the next symbol to spell.
The patient completed one training (Train01) and four online testing sessions (named Sess01, Sess02, Sess03 and Sess04, respectively) within a period of two weeks, each separated by three or four days. The training and first test were performed on the same day. During the former, the patient was given a sequence of 30 characters to spell. Test sessions consisted in spelling 4-character (french) words. Sess01, Sess02, Sess03 and Sess04 were made of nine, eighteen, twelve and eighteen words, respectively.
All parameters learned from Train01 were subsequently applied during the four online test sessions. These parameters pertain to the feature selection and subsequent classification steps. The former consisted in spatial filters derived from the xDAWN Algorithm [6]. Then a two-class Naïve Bayes classifier was trained, based on the spatially filtered training data. The main processing steps of our OpenViBE P300-speller scenario include [1]:

- Bandpass filtering between 1 and 20 Hz
- Spatial Filtering using xDAWN algorithm
- 600 ms wide epoching, starting from flash onset
- Averaging over 8 single-sweep epochs for each stimulation type
- Selecting the row and column with the highest posterior probability for class target.

3 Results

To evaluate performance, we considered two types of accuracy: the item selection accuracy and the P300 classification accuracy. While the first one reflects the percentage of items spelled correctly, the second one deals with rows and columns independently and indicates the percentage of target stimuli correctly identified. Consequently, chance level performance for item detection and P300 classification are 2.8 % and 16.7 %, respectively.

	Training dataset	Test dataset	Item selec. accuracy	Classif. accuracy
Online	Train01	Sess01	24.4%	53.7%
	Train01	Sess02	4.2%	19.5%
	Train01	Sess03	0.0%	13.5%
	Train01	Sess04	2.8%	18.4%
Offline	Sess02.01	Sess02.02	15.6%	37.8%
	Sess03.01	Sess03.02	15.0%	52.5%
	Sess04.01	Sess04.02	27.3%	48.9%

Table 1: Item selection and classification accuracies for both the online and offline evaluation

Table 1 shows the performance obtained online, in each session and, offline, after having split each session dataset into a training (Sess0x.01 made of the first thirty letters of Session 0x) and a test set (Sess0x.02 made of the remaining symbols of the same session). Note that those results emphasize the need for a session specific training, which suggests a high variability in the signals from one day recording to another.

Figures 1 and 2 represent the topographical distribution of errors with respect to target location, for session Sess02.02 and Sess03.02, respectively. The pixel at the center of those matrices indicates the target location. The darker the pixel, the higher the frequency of selection of the corresponding location. Note that Sess03.02 exhibits a much less dispersed distribution of errors around target location, compare to Sess02.02.

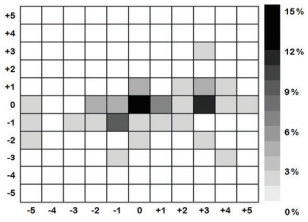


Figure 1: Error distribution for Sess02.02

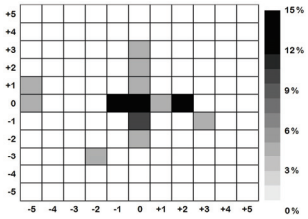


Figure 2: Error distribution for Sess03.02

Finally, figure 3 depicts the learned typical target and non-target responses with associated standard deviation, for the patient (a) and two healthy subjects (a poor (b) and a good (c) performer). Importantly, for comparison between individuals, item selection accuracies obtained in subsequent tests were 27.3 % (a), 43.8 % (b) and 99.4 % (c), respectively.

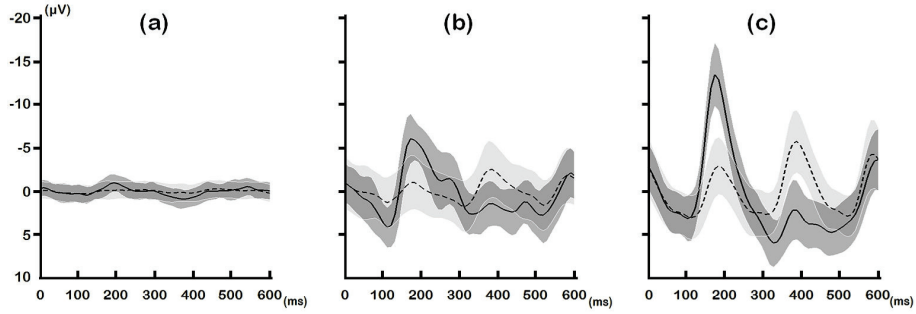


Figure 3: Averaged waveforms for target (solid line) and non-target (dashed line) stimuli, estimated from training datasets, having applied optimal spatial filtering in each individual (a patient (a) and two healthy subjects (b & c)). The shading areas represent the mean ±1 std.

4 Discussion

In this short paper, we evaluated for the first time, our OpenViBE implementation of the P300-speller BCI in a Locked-in patient. On average, online performance observed over four sessions were very poor, especially compared to previous evaluation in healthy subjects. Indeed, the LIS patient reached an item selection accuracy of 24.4 % at best, while 18 healthy subjects ranged between 73.3 and 100 % (mean 97.4 %) [1]. Offline analysis of the patient's data clearly revealed that the calibration phase could not be re-used from one day to another. Indeed, generalization from initial training to the last three sessions yielded performance at chance level.
After having ruled out technical explanations and the obvious possibility that the patient would not perform the task correctly, we conclude from this indepth evaluation that this patient's signals suffer from both low signal-to-noise ratio and high variability. This is supported by observed offline performance and associated spatial distribution of errors. Interestingly indeed, although Sess02.02 and Sess03.02 show similar (low) performance in terms of item selection, the former exhibit a significantly lower classification accuracy and a wider spread spatial distribution of errors. This speaks in favour of a difficulty to maintain attentional focus on the target.

Finally, the comparison between typical target and non-target responses, in the patient and two healthy subjects, is also striking. The patient's responses are an order of magnitude weaker. This most probably explains the dramatic difference in performance.

5 Conclusion

Although limited to a single individual so far, this evaluation is a rare case study in a truly locked-in patient. Performance obtained are significantly poorer than the ones observed in healthy subjects. This is in line with previous observations in BCI, suggesting that performance often decreases as physical impairment increases [7]. However, there is still room for improvement, at least on the computer side. For instance, we believe that adopting a new stimulation procedure to suppress adjacency distractions could boost the online performance [8].

6 Acknowledgments

This work is supported by the French ANR-DEFIS program under grant ANR-09-EMER-002 in the context of the CoAdapt project.

References

[1] E. Maby, G. Gibert, P.E. Aguera, M. Perrin, O. Bertrand, and J. Mattout. The OpenViBE P300-speller scenario: a thorough online evaluation. *Human Brain Mapping Conference*, 2010.

[2] F. Nijboer, E.W. Sellers, J. Mellinger, M.A. Jordan, T. Matuz, A. Furdea, S. Halder, U. Mochty, D.J. Krusienski, T.M. Vaughan, J.R. Wolpaw, N. Birbaumer, and A. Kübler. A P300-based brain–computer interface for people with amyotrophic lateral sclerosis. *Clinical Neurophysiology*, 119(8):1909–1916, 2008.

[3] Y. Renard, F. Lotte, G. Gibert, M. Congedo, E. Maby, V. Delannoy, O. Bertrand, and A. Lécuyer. OpenViBE: An open-source software platform to design, test and use brain-computer interfaces in real and virtual environments. *Presence Teleoperators & Virtual Environments*, 19(1):35–53, 2010.

[4] C. Fischer, J. Luaute, and D. Morlet. Event-related potentials (MMN and novelty P3) in permanent vegetative or minimally conscious states. *Clinical Neurophysiology*, 121(7):1032–1042, 2010.

[5] G. Gibert, V. Attina, J. Mattout, E. Maby, and O. Bertrand. Size enhancement coupled with intensification of symbols improves P300 Speller accuracy. *Proc. 4th International BCI Interface Workshop and Training Course*, pages 250–255, 2008.

[6] B. Rivet, A. Souloumiac, V. Attina, and G. Gibert. xDAWN algorithm to enhance evoked potentials: application to brain-computer interface. *IEEE Trans Biomed Eng*, 56(8):2035–2043, 2009.

[7] A. Kübler and N. Birbaumer. Brain–computer interfaces and communication in paralysis: Extinction of goal directed thinking in completely paralysed patients? *Clinical Neurophysiology*, 119(11):2658–2666, 2008.

[8] G. Townsend, B.K. LaPallo, C.B. Boulay, D.J. Krusienski, G.E. Frye, C.K. Hauser, N.E. Schwartz, T.M. Vaughan, J.R. Wolpaw, and E.W. Sellers. A novel P300-based brain–computer interface stimulus presentation paradigm: Moving beyond rows and column. *Clinical Neurophysiology*, 121(7):1109–1120, 2010.

2. Vers une application ludique

Cette étude est une preuve de concept de l'utilisation de la réponse évoquée P300 dans le domaine des jeux vidéo, et plus précisément pour contrôler un jeu de *Puissance 4*.
Le jeu du *Puissance 4* est un jeu de stratégie à deux joueurs. Le but est d'aligner quatre jetons (de manière horizontale, verticale, ou en diagonale) dans un tableau rectangulaire horizontal. Les joueurs ont chacun 21 jetons d'une même couleur, le jaune ou le rouge. Chaque joueur, alternativement, place un jeton dans l'une des sept colonnes. Les jetons s'empilent les uns sur les autres.
Dans la version que nous avons mise au point, sous la forme d'une ICM, le tableau est représenté à l'écran, et la colonne est sélectionnée par le joueur grâce à son activité P300 en réponse au flashage des colonnes. Lorsque l'ordinateur a classé les réponses électrophysiologiques aux flashs, la colonne sélectionnée s'affiche dans la couleur des pions du joueur, et le jeton est ensuite placé dans la case inoccupée la plus basse du tableau. Lorsque quatre jetons d'une même couleur sont alignés, le jeu s'arrête et le joueur gagnant est félicité.
Un second mode plus compétitif a également été mis au point. Dans ce mode de compétition, la couleur du jeton à placer alterne toujours d'un coup sur l'autre, mais les deux joueurs jouent continuellement pour tenter de placer le pion dans la colonne de leur choix. Lors de la classification, l'entropie de la distribution de probabilité sur les sept colonnes est calculée pour chacun des joueurs, et c'est celui qui aura obtenu la plus faible entropie dont le choix sera sélectionné.
Exemple :

- Coup n°1 (pion jaune) : le joueur jaune se concentre sur la colonne du centre (colonne n°4) tandis que le joueur rouge se concentre sur la colonne de droite (colonne n°7).
  - ➔ Si le joueur jaune est celui qui montre la plus faible entropie, il gagne la compétition et le pion jaune sera placé dans la colonne n°4. En revanche, si le joueur rouge gagne la compétition, le pion jaune sera placé dans la colonne n°7.
- Dans les deux cas, on passe au coup n°2 (pion rouge) : le joueur jaune se concentre sur la colonne de gauche (colonne n°1) tandis que le joueur rouge se concentre sur la colonne du centre (colonne n°4).
  - ➔ Si je joueur jaune est celui qui montre la plus faible entropie, il gagne la compétition et le pion rouge sera placé dans la colonne n°1. En revanche, si le joueur rouge gagne la compétition, le pion rouge sera placé dans la colonne n°4.
- Etc.

Cette compétition n'est possible que grâce à l' ICM.

Les deux modes de ce jeu ont été implémentés dans le logiciel OpenViBE et testés sur deux joueurs. L'étalonnage des réponses cibles et non-cibles a été réalisé grâce à la sélection imposée de 63 colonnes. Pour chaque essai de la phase d'étalonnage, une colonne était encadrée en vert pour indiquer aux joueurs son emplacement, puis le cadre disparaissait et les colonnes étaient flashées de manière aléatoire, avec un intervalle de 200 ms entre le début de deux flashs successifs et une durée de flash de 80 ms. Chaque colonne était flashée deux fois par essai (i.e. 2 répétitions).
Les données étaient acquises avec 9 électrodes par sujets (les mêmes que dans l'expérience 3), et le prétraitement en temps-réel des données était identique à celui utilisé dans les expériences précédentes (sous-échantillonnage à 100Hz, filtrage temporel 1-20Hz, algorithme xDAWN pour le filtrage spatial et modèle génératif de mixture de gaussiennes pour la classification).
Les joueurs ont réalisé trois parties dans chacun des deux modes.

Dans le mode classique, la durée moyenne des parties a été de 4 minutes et 5 secondes, ce qui correspond environ à la durée moyenne d'une partie de *Puissance 4* sans ICM. Le taux de bonne classification était de 68,2% pour le joueur 1 et de 95,4% pour le joueur 2.

Dans le mode compétition, la durée moyenne des parties a été de 3 minutes et 8 secondes. Le taux de bonne classification était de 83.3% pour le joueur 1 et de 81,3% pour le joueur 2. Le joueur 1 a gagné 47% des compétitions.

De manière intéressante, le global field power en réponse aux flashs cibles semble plus ample autour de 200 ms et autour de 500 ms dans le mode compétition comparé au mode classique. Cette observation qualitative nécessite d'être vérifiée sur un plus grand nombre de sujets, mais pourrait refléter une augmentation de la motivation des joueurs lorsqu'ils savent que leurs activités cérébrales sont mises en compétition. Les joueurs ont d'ailleurs reporté avoir éprouvé une motivation plus intense lors des parties jouées en mode compétition, comparées aux parties jouées en mode classique.

Cette étude a montré la faisabilité d'un jeu de *Puissance 4* contrôlé par l'activité cérébrale des joueurs, et a permis d'inventer un mode de jeu plus compétitif et plus motivant. Ce jeu pourrait être proposé à une population de patients, non seulement comme divertissement, dans le même ordre d'idée que le *Brain-Painting* (Munssinger et al., 2010), mais pourrait également être envisagé comme un outil d'entraînement de l'attention.
D'autre part, le mode compétition est une nouvelle forme d'ICM, une interface cerveau**x**-machine qui compare les activités cérébrales issues de deux individus différents pour prendre une décision. Cette preuve de concept ouvre la voie vers le développement d'ICM innovantes, impliquant plusieurs sujets dont les activités cérébrales seraient utilisées simultanément, soit en compétition, soit en collaboration.

Le détail du protocole et des résultats de cette étude sont disponibles dans l'article *« BCI could make old two-player games even more fun: a proof of concept with "Connect Four" »* publié en 2012 dans la revue *Advances in Human-Computer Interaction* et reporté ci-dessous.

Hindawi Publishing Corporation
Advances in Human-Computer Interaction
Volume 2012, Article ID 124728, 8 pages
doi:10.1155/2012/124728

Research Article

BCI Could Make Old Two-Player Games Even More Fun: A Proof of Concept with "Connect Four"

Emmanuel Maby, Margaux Perrin, Olivier Bertrand, Gaëtan Sanchez, and Jérémie Mattout

CRNL, Lyon Neuroscience Research Center, INSERM, CNRS, University Lyon 1, Dycog Team, 95 Bd Pinel, 69500 Bron, France

Correspondence should be addressed to Emmanuel Maby, manu.maby@inserm.fr

Received 6 July 2012; Accepted 5 November 2012

Academic Editor: Christoph Braun

Copyright © 2012 Emmanuel Maby et al. This is an open access article distributed under the Creative Commons Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

We present a brain-computer interface (BCI) version of the famous "Connect Four". Target selection is based on brain event-related responses measured with nine EEG sensors. Two players compete against each other using their brain activity only. Importantly, we turned the general difficulty of producing a reliable BCI command into an advantage, by extending the game play and rules, in a way that adds fun to the game and might well prove to trigger up motivation in future studies. The principle of this new BCI is directly inspired from our own implementation of the classical P300 Speller (Maby et al. 2010, Perrin et al. 2011). We here establish a proof of principle that the same electrophysiological markers can be used to design an efficient two-player game. Experimental evaluation on two competing healthy subjects yielded an average accuracy of 82%, which is in line with our previous results on many participants and demonstrates that the BCI "Connect Four" can effectively be controlled. Interestingly, the duration of the game is not significantly affected by the usual slowness of BCI commands. This suggests that this kind of BCI games could be of interest to healthy players as well as to disabled people who cannot play with classical games.

1. Introduction

Driven by the needs of people with physical disabilities, researchers have begun to work on direct brain-computer interfaces (BCIs), in the aim of enabling them to communicate and move without resorting to the usual peripheral nervous and muscular pathways. In BCIs, users have to manipulate their brain activity to produce signals that control computers or machines directly. This is challenging for both users and researchers. The users often need to learn how to control the device, which is cumbersome if not impossible, while researchers have to deal with the difficulty of processing highly variable and noisy signals online. However, this research could have a profound impact in various pathologies, including those for which patients suffer from cognitive impairments and could possibly benefit from brain or neurofeedback training. Indeed, the latter also rests upon our ability to extract online the neurophysiological markers that should be fed back to the patients, so that they could learn how to control it and yield a cognitive or behavioral improvement [1].

The most practical and widely applicable BCI solutions are based on noninvasive electrophysiological recordings, namely, electroencephalography (EEG). As command signals, those BCI use event-related potentials (ERPs) like the P300 [2] or self-regulatory activities such as changes in cortical rhythms [3, 4].

Beyond medical applications [5–7], BCI has also a great potential for gaming, a domain where users are open to novelty and eager to face new challenges [8]. Besides, developing video games based on BCI could prove useful in some patients, by yielding a better efficiency and wider acceptance of BCI-based therapies. Indeed, since the number of training sessions required by neurological rehabilitation and training protocols is usually much larger than the one in BCI control applications, a motivational (more realistic and interactive) environment as encountered in computer games could be of great interest in that context [9, 10]. In particular, it has been argued that BCI games could well boost motivation and neurofeedback training performance [11]. Possible future investments of the gaming industry in BCI software and technologies might also stimulate the field and produce

new devices, with engaging environments for future clinical applications like BCI-based stroke rehabilitation and neurofeedback therapies [12].

There are several examples of games that have been paired up with BCI systems yet, either by using imaginary movement-related markers [13], P300 responses [14, 15], or steady-state visual potentials [16]. However, only a few have been designed for multiple players, despite the fact that competition and socializing are among the strongest motivational factors reported by users of multiplayer games online [17].

A crucial limitation to the use of BCI in gaming is the highly unreliable nature of brain signals. The ensuing BCI commands are difficult to interpret and provide low degrees of freedom. In most applications, a reliable command can only be achieved by accumulating data over long time windows, at the expense of the primary interest of the game. Another drawback is the obvious one of having to put an EEG cap on, although the field has made tremendous progress in that respect in the last few years [18]. For all those reasons today, BCI hardly compete with traditional game effectors such as joysticks, mice, and keyboards, at least in healthy subjects. However, unreliable input control could be used to extend current video games and to create a motivating challenge for the users [19].

In this paper, we briefly report the online proof of concept of a new BCI game, based on the old and well-known "Connect Four". It is a very popular and easy game to play, which makes it attractive for a broad audience. The proposed BCI version has several advantages and our first online trial suggests it could overcome some of the current limitations of BCI applications to gaming. Interestingly,

(i) only brain signals are required to play the game;

(ii) two subjects play against each other;

(iii) the EEG setup has been limited to nine sensors per participant (compared to 32 in our previous experimental settings);

(iv) it exploits a well-established protocol and robust electrophysiological marker: the $N1$ (indeed, it has already been shown that the early visual evoked response plays a significant role in achieving higher accuracies in the classical P300 Speller paradigm. This strongly suggests that such BCIs thus highly rely on eye gaze or overt attention [20].) and P300 evoked response [21];

(v) it makes use of the unreliability of BCI commands in an elegant fashion, which extends the possibilities offered by the initial game;

(vi) its duration is comparable to the one of the traditional game play;

(vii) it holds promises for applications in patients, not only as an entertainment but possibly as an efficient tool for the training attention-related brain signals.

In the following, we introduce the traditional game "Connect Four" and its adaptation to a BCI version. We then describe our BCI implementation within the OpenViBE software environment. Finally, we report the results of a first online evaluation in two healthy subjects as a proof of concept to show that a BCI "Connect Four" can effectively be controlled.

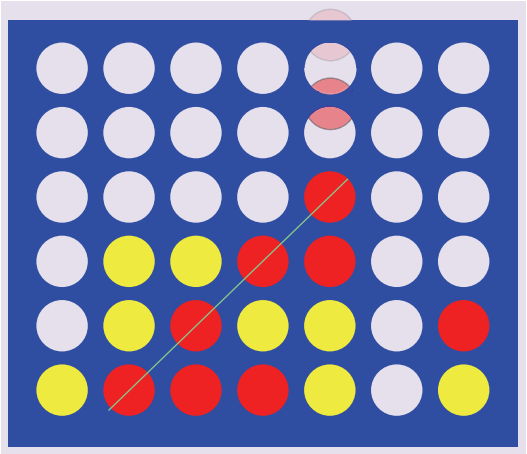


Figure 1: Traditional "Connect Four". Here, Red wins with four coins aligned diagonally (transparency has been added here to highlight the last command and winning command).

1.1. Traditional "Connect Four". "Connect Four" is a two-player strategy game in which players interact through a vertical rectangular board made of 6×7 holes (6 rows and 7 columns). Each player starts with 21 coins, either all yellow or all red. Participants play in turn and place one coin at a time. They pick up a column and drop a coin which will fall down the board to the lowest available hole. The game ends when one participant first connects four coins, either horizontally, vertically, or diagonally. This participant is the winner of the game (see Figure 1).

1.2. BCI "Connect Four". In the BCI version of "Connect Four," we simply replace the manual drop of the coin by a P300-based selection of the target column. The column selection process follows the same principle as the item selection in the well-established P300 Speller paradigm. In the latter, a 6×6 matrix of symbols is usually displayed on a computer screen for spelling. The subject has to actively attend to the target symbol while rows and columns are being flashed alternatively, in a random fashion. Since the target events are rare and unpredictable, they elicit a typical EEG evoked response, the P300 whose detection allows us to identify the target symbol. In the "Connect Four" scenario, only columns matter and need to be proposed. This yields a simpler detection task and higher information transfer rate.

The P300 wave is a positive EEG deflection that occurs approximately 300 ms after stimulus onset (flash onset). It is typically recorded from central and parietal sensors. This response is evoked by paying attention to rare stimuli in a random sequence of irrelevant stimuli or distracters (the so-called oddball paradigm) [22]. Farwell and Donchin [23] were the first to show that the P300 component could be used to select items displayed on a computer screen [24]. From

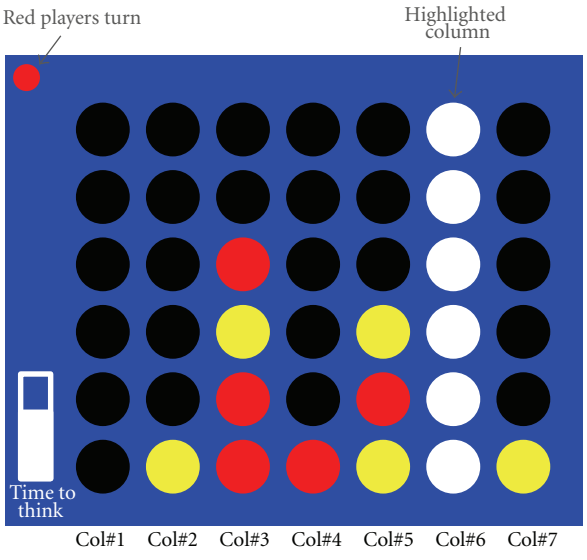


Figure 2: P300-based BCI "Connect Four". Black disks represent the empty places. Yellow and red disks correspond to player P1 and player P2 pieces, respectively. The column made of white disks represents a flashed column.

a cognitive perspective, the P300 can be seen as a measure of alertness and attention orientation, thus reflecting a subject's general level of arousal [25].

Importantly, we build on an existing BCI system that we extensively evaluated in previous studies [26, 27]. In particular, we showed that a similar setup could be reliably controlled by naive BCI subjects ($N = 42$), with very high spelling accuracy (85% correct letter selection on average, for 3 flashing sequences).

2. Material and Methods

2.1. Game Rules

2.1.1. Classic Mode. In turn, players choose an empty location based on their own strategy and aim at placing a coin in the corresponding column. To drop a coin in the right column, the player focuses her attention on that particular column (Figure 2) and is advised to count the number of times it is flashed, while avoiding to be distracted by the flashes occurring next to it. After all columns have been flashed (possibly several times), the most probable target according to real-time signal processing is selected. The player receives immediate feedback on her action. The game ends whenever one player has been successful in connecting four coins. Of course, each player should prevent the other player to complete a four-coin long connection. In the classic mode, this can only be done in turn.

2.1.2. Contest Mode. The principle is the same as for the classic mode, except that players can interfere with the outcome of the action of the other player. Players still act in turn. However, when player 1 is aiming at dropping a coin, player 2 has the possibility to modify the target column for this coin, and vice versa. To do so, she has to enter a kind of mind competition and her choice will eventually prevail, provided that she could better focus her attention onto her preferred target column. The quantitative comparison between the attentional resources, respectively, allocated by the two players is based on the entropy of the posterior distribution of the target column for each player (see Section 2.3, paragraph *Classification*). In short, the winner is the one who produces the most accurate or less uncertain command. This mode allows for simultaneous competition between the two players and makes the interaction more challenging.

2.2. Experimental Setup. Two players, one female (P1) and one male (P2), aged 23 and 30 respectively, participated in this study. All subjects had normal or corrected to normal vision.

Players were seated 70 cm from the same 17″ computer screen. EEG was recorded from the two players using a single 32-channel ActiCap system with Ag/AgCl electrodes (Brain Products, Germany). Only nine sensors were used for each participant. The particular (centroparietal and occipital) electrode locations were chosen in order to optimize the signal to signal-plus-noise ratio (SSNR), according to one of our previous P300 Speller experiment [28]. We used the following sites from the extended 10-10 system: P7, P3, Pz, P4, P8, P09, O1, O2, and PO10. All electrodes were referenced to an electrode placed on the nose and impedances were kept below 5 kΩ for all sensors. Analog signals were amplified with BrainAmp amplifier (powered with a rechargeable battery, PowerPack) and digitized at a rate of 1000 Hz using the Brain Vision Recorder software (Brain Products, Germany).

To achieve good selection of one target column among seven, the two players were instructed not to move during stimulations, to stare at the targeted location, and to count how many times it was flashed.

Visual stimulations were handled by a C++/SDL software on a dedicated computer and sent to a CRT screen in random order. A trigger (labeled from 1 to 7, one per column) was also sent to the EEG amplifier via parallel port (jitter $<$ 0.1 ms). The flash duration was set to 90 ms and the time between two flash onsets to 200 ms. We used two repetitions per shot, meaning that each column was highlighted twice per selection process.

Since the two players had never used such a P300-based BCI before, we had to start with a short and simultaneous session to calibrate the system. Subjects were given a sequence of 63 predetermined target columns to attend to. In practice, after each sequence of flashes for one target, the new target was indicated by a green frame. As in the forthcoming game, columns were flashed twice per trial during 90 ms, with a stimulus-onset asynchrony interval (SOA) of 200 ms. Based on those data, the feature selection and classification algorithms were trained for each subject, respectively.

After calibration, the two subjects performed three games in classic mode, followed by two games in contest mode. In each game, players had 10 s to choose a target before the columns started flashing. Finally and for each shot, each player was requested to write down her/his actual target number for future (offline) evaluation.

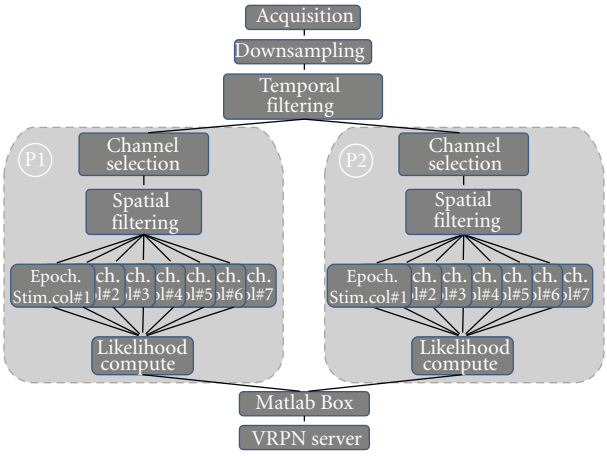


Figure 3: OpenViBE scenario of the BCI "Connect Four".

2.3. Online Processing. We implemented this BCI game scenario in OpenViBE (OV). OV is an open source platform to design, implement, and run BCI applications [29]. The dedicated online data processing stream consisted in a classical BCI pipeline made of successive modules in the following order: data acquisition, feature selection, feature classification, decision, and feedback (see Figure 3). Those modules operate as follows.

Acquisition. New chunks of raw EEG data are transmitted via TCP/IP every 20 ms. The data stream includes event markers. The Acquisition Server application converts those streams into OV format.

Downsampling. Data are sampled down to 100 Hz after being passed through an antialiasing filter.

Temporal Filtering. For each channel independently, downsampled data are then bandpass filtered between 1 and 20 Hz using a second-order Butterworth filter to remove very low frequencies and the higher frequency content of EMG.

Channel Selection. The channel selector limits the 32-channel data stream to two 9-channel data streams, one for each player.

Spatial Filtering. To extract the most relevant signal components and to increase the signal-to-noise ratio (SNR), we used the xDAWN algorithm which has been specifically developed for the P300 Speller [30]. Precisely, it optimizes orthogonal spatial filters (linear combinations of sensors) so as to maximize the signal to signal-plus-noise ratio. We used the first five filters (or virtual sensors) obtained from the calibration phase, for each subject.

Epoching. Epochs are generated upon reception of a given event marker. Seven stimulation-based epoching are performed in parallel, per player branch, each epoch type being associated with a different column. We considered 600 ms long epochs starting at flash onset.

Classification. The temporally and spatially filtered epoched data enter as features for subsequent classification. The aim of classification is to disentangle between target and nontarget events. Therefore, we adapted the Bayesian approach we used in a previous P300 Speller experiment [26]. The Bayesian procedure rests on computing the posterior probability $p(C \mid Y)$ that a given response Y pertains to the "target" or "nontarget" class type of event C. This conditional density is inferred from combining two antecedents: the prior probability $p(C)$ and the likelihood function $p(Y \mid C)$ which embeds a probabilistic model of the data to be observed. In the current scenario, we used a two-Gaussian mixture likelihood function. In a previous P300 Speller study, in twenty subjects, we had shown that this classifier was equivalent or even better than a classical LDA [26]. Moreover, it allows for the optimal and online updating of the posterior density, after each single new observation. Hence starting with a uniform prior over columns (each column is a possible target, with equal prior probability), the posterior density is computed based on the data likelihood and the given prior. If more data pertaining to the same shot are provided, the current posterior is taken as the new prior, in a Markovian fashion. In practice, online, this is performed in two OV steps as follows.

(i) *Likelihood compute*: this box computes the likelihood function for each class and each stimulus type. It provides the results in matrix form.

(ii) *Matlab Box*: it communicates with the Matlab Engine to perform matrix processing. In this scenario, it is used to combine the likelihood values and current priors to compute posteriors. It also makes the final decision by indicating the most probable target *a posteriori*, for each player *Pi*:

$$TC_{Pi} = \underset{k}{\operatorname{argmax}}\left(p(k = \text{target} \mid Y_{Pi,k})\right), \tag{1}$$

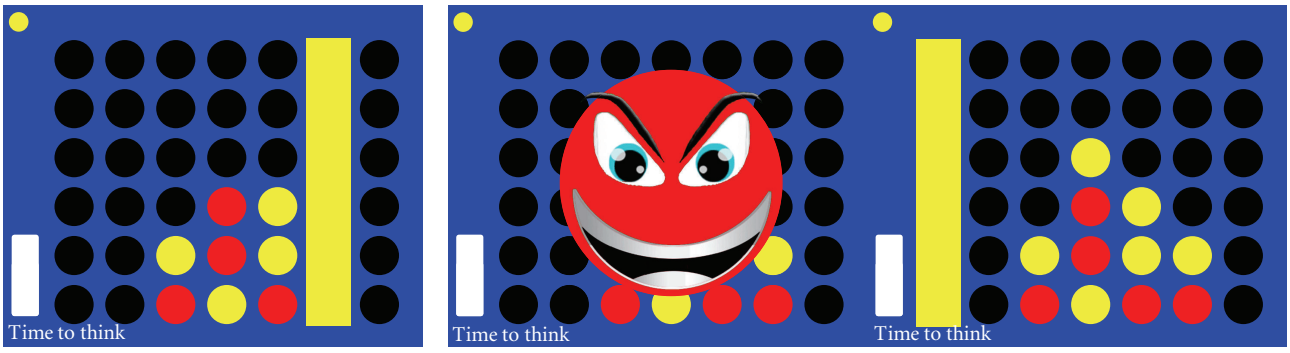
where $Y_{pi,k}$ indicates the observed features for player *Pi*.

Importantly, this Matlab Box provides a second measure which is the Shannon entropy of the posterior distribution for each player:

$$H_{Pi} = -\sum_{k} p_{Pi,k} \cdot \log(p_{Pi,k}), \tag{2}$$

where $p_{Pi,k}$ is a short for $p(k = \text{target} \mid Y_{pi,k})$.

Shannon entropy is used in contest mode only, as a measure of confidence in the machine's decision. We consider it as a proxy to the attentional resources devoted by the subject for a particular shot. Indeed, Shannon entropy can be compared between subjects. It is negative and bounded. The more informed the decision, the sharper the posterior probability distribution and the closer to zero the entropy. To summarize, the output of the Matlab Box depends on the game mode. In classic mode, the single output corresponds to the estimated target for the current player. In contest mode, the output is twofold and indicates both the winner of the contest and the target she or he most likely selected.



(a) (b)

Figure 4: Visual feedback in classic (a) and contest modes (b).

VRPN Server. The final decision (the selected column) is sent via a VRPN (Virtual-Reality Peripheral Network) analog server to a VRPN client application host by the stimulator [31]. This information is used to provide the two players with visual feedback.

Feedback. In classic mode, a rectangle of the color of the current player is displayed to indicate the selected column (Figure 4(a)). In contest mode, a first feedback (red or yellow smiley) appears at the center of the screen to reveal the identity of the winner of the contest (left part of Figure 4(b)). A second feedback, similar to the one in classic mode, is finally provided and the coin is placed (right part of Figure 4(b)).

3. Results

3.1. Classic Mode. Player P2 (Red) won twice and P1 (Yellow) once. The average game duration was 4 min and 6 s, corresponding to an average of 7 shots per player. Figure 5 shows an outline of the third game.

In that game, players made almost no error (Figures 5(a) and 5(b)). In turn 7, Red made an error; he wanted to select the third column in order to thwart the other's player plan to connect four yellow coins (Figure 5(c)). Yellow won.

The average accuracy over all three games was 81.7%, which is way above chance level (14.3% for 7 classes) and corresponds to an information transfer rate of 35.3 bits/min. However, P2 (Red) reached a considerably higher accuracy than P1 (95.2% and 68.2%, resp., or 51.8 bits/min and 23.2 bits/min, resp.).

Table 1 shows the detailed results, separately for the two players and the three games in classic mode. This highlights the coherence between individual performance, in terms of accuracy, entropy, and the ensuing winner in each game.

3.2. Contest Mode. Each player won one game. The average game duration was 3 min and 37 s, corresponding to an average of 6 shots per player. Figure 6 shows an outline of the second game.

In this mode, both players compete to impose their own choice, whatever the color of the coin to be placed. An example is given in Figure 6. It was Yellow's turn (Figures 6(a1) and 6(a2)) but the Red player won the contest (Figure 6(a1)) and enforced the yellow coin to be placed in the second column instead of the fourth one, which keeps the opportunity for the Red player to win the game in the next turn (Figure 6(a2)). However, Yellow won the next contest (Figure 6(b1)) and prevented Red's victory by selecting the first column (Figure 6(b2)). In what follows, Yellow won again and placed the red coin in the first column, hence leaving the hole in the fourth column free (Figures 6(c1) and 6(c2)). Finally, Yellow won the last contest and hence the game by placing the coin in the fourth column (Figures 6(d1) and 6(d2)).

Over all games in contest mode, Player P1 won 48% of the contests. This indicates that both players were fully engaged in the game and close to each other in terms of devoted attentional resources.

Table 2 shows the detailed results, separately for the two players and the two games in contest mode. Interestingly, in contest mode, the player with the highest averaged accuracy is not necessarily the end winner of the game. Neither is the one who won most of the contests, since victory is the result of the complex interplay between accuracy, focus of attention, and strategy.

The average accuracy over all two games and players was 83.3%, or 37.0 bits/min. Precisely, P1 managed to increase accuracy by 18.8% compared to classic mode, reaching an average of 87.0% in contest mode, which corresponds to a bit-rate increase of 17.8 bits/min. To qualitatively evaluate this improvement, we compared the averaged features for "target" and "nontarget" stimuli, in both modes. We computed the Global Field Power (GFP) [32] over the five virtual sensors:

$$\mathrm{GFP}(t) = \sum_{i=1}^{5} (Y_i(t))^2, \tag{3}$$

where $Y_i(t)$ is the value at the ith virtual channel, at time t.

Note, in Figure 7, that GFP increased around 200 ms and 500 ms peristimulus time, for target stimuli, in the contest

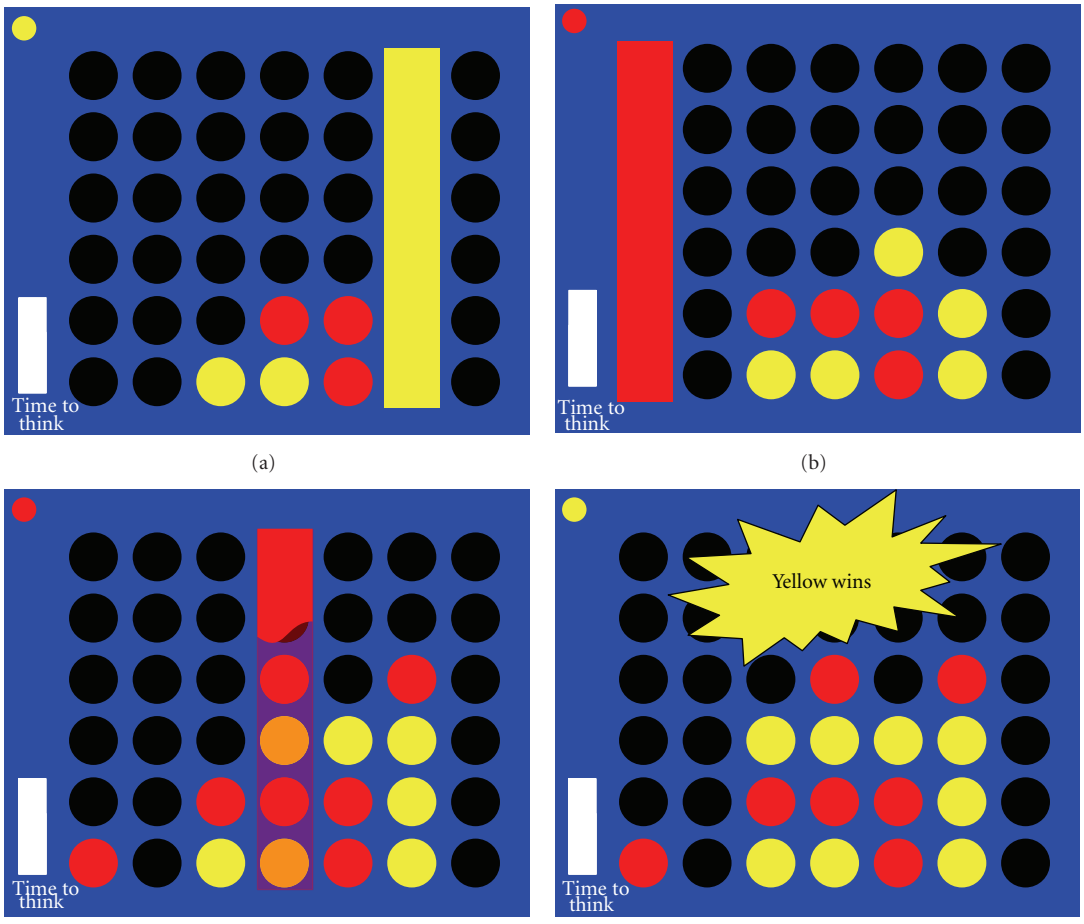


Figure 5: Third game in classic mode. Yellow won by connecting four coins horizontally. For the purpose of illustration, the red rectangle was made partially transparent to make all coins visible.

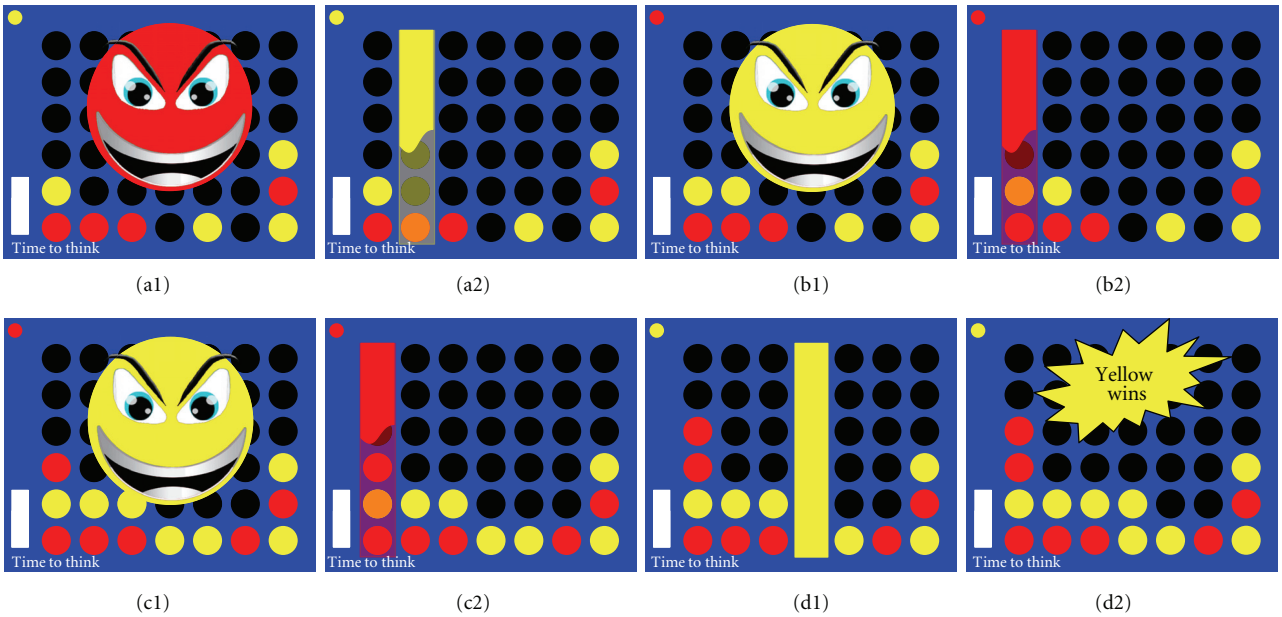


Figure 6: Second game in contest mode. Yellow won by connecting four coins horizontally. For the purpose of illustration, yellow and red rectangles are made partially transparent to make all coins visible.

Table 1: Detailed results for the three games in classic mode.

Run	Duration	Winner	Classification accuracy (%)		Entropy	
			Player 1	Player 2	Player 1	Player 2
1	5′10″	Player 2	55,6%	100,0%	$7{,}65E-02$	$8{,}08E-07$
2	3′07″	Player 2	60,0%	100,0%	$1{,}45E-06$	$1{,}02E-21$
3	4′01″	Player 1	87,5%	85,7%	$8{,}73E-05$	$4{,}03E-02$

Table 2: Detailed results for the two games in contest mode.

Run	Duration	Winner	Classification accuracy (%)		Entropy		Contest winner %	
			Player 1	Player 2	Player 1	Player 2	Player 1	Player 2
1	3′07″	Player 2	100,0%	90,0%	$4{,}98E-07$	$1{,}01E-03$	50,0	50,0
2	4′07″	Player 1	76,9%	73,3%	$1{,}29E-02$	$9{,}09E-03$	46,7	53,3

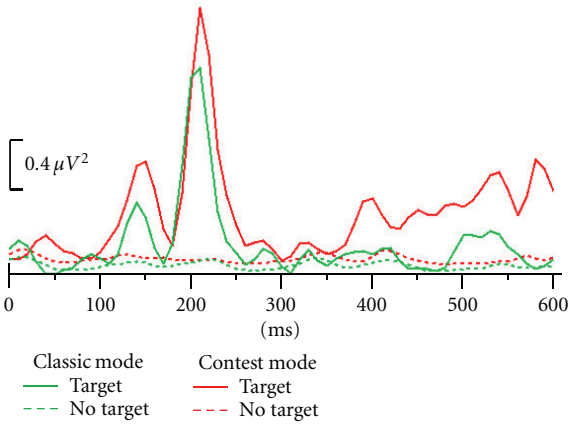


Figure 7: Global Field Power computed over five virtual channels for "target" and "nontarget" stimuli, in classic and contest modes (Player 1).

versus classic mode, although there is no specific difference in between the "nontarget" responses in the two modes. This might reflect the actual increase in classification accuracy and could well be a consequence of an enhanced motivation in contest mode because motivation was found to be positively correlated with the P300 amplitude in healthy subjects [33].

4. Discussion

BCIs were originally developed in the context of clinical research. In this study, we developed a P300-based BCI for gaming. Moreover, beyond most existing gaming applications of BCI, we instantiated a true online interaction, involving brain commands only, from two competing subjects, in an existing but extended gameplay ("Connect Four"). We showed that it is possible to take advantage of the variable nature of brain signals and of the cognitive challenge it takes to control their stability. This could make existing games more attractive and motivating, for both healthy players and patients. Through online evaluation, we observed that a simple setup, using nine EEG sensors, was sufficient to provide high performance comparable to our previous studies [26, 27], suggesting that BCI "Connect Four" can effectively be controlled, at a pace that compares to the one of the traditional (manual) version of the game. Indeed, although motor execution remains faster than the 2.8 s that are needed in the present BCI implementation to select a command, the subjective perception of this additional cost might prove insignificant compared to the time allocated to the planning of the next move (of the order of 10 s). Moreover, following the hypothesis that the electrophysiological marker manipulated here, the P300, is known to reflect the orientation of attention, this BCI game or similar ones could prove useful in the near future, as part of a motivating system to train attention. This encouraging proof of concept calls for carefully designed experiments, involving a large number of subjects or patients, to study social interactions or effects on motivation of such an original and well-controlled BCI environment.

Acknowledgments

This work is supported by the French ANR project ANR-DEFIS 09-EMER-002 CoAdapt. Authors are grateful to Romain Bouet for technical support.

References

[1] N. Birbaumer, A. Ramos Murguialday, C. Weber, and P. Montoya, "Neurofeedback and brain-computer interface. Clinical applications," *International Review of Neurobiology*, vol. 86, pp. 107–117, 2009.

[2] L. A. Farwell and E. Donchin, "Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 70, no. 6, pp. 510–523, 1988.

[3] G. Pfurtscheller and C. Neuper, "Motor imagery direct communication," *Proceedings of the IEEE*, vol. 89, no. 7, pp. 1123–1134, 2001.

[4] 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.

[5] N. Birbaumer, N. Ghanayim, T. Hinterberger et al., "A spelling device for the paralysed," *Nature*, vol. 398, no. 6725, pp. 297–298, 1999.

[6] R. Leeb, D. Friedman, G. R. Müller-Putz, R. Scherer, M. Slater, and G. Pfurtscheller, "Self-paced (asynchronous) BCI control

of a wheelchair in virtual environments: a case study with a tetraplegic," *Computational Intelligence and Neuroscience*, vol. 2007, Article ID 79642, 8 pages, 2007.

[7] E. Maby, M. Perrin, D. Morlet et al., "Evaluation in a locked-in patient of the OpenViBE P300-speller," in *Proceedings of the 5th International Brain-Computer Interface Conference*, pp. 272–275, 2011.

[8] A. Nijholt, D. Tan, G. Pfurtscheller et al., "Brain-computer interfacing for intelligent systems," *IEEE Intelligent Systems*, vol. 23, no. 3, pp. 72–79, 2008.

[9] B. Graimann, B. Allison, and A. Gräser, "New applications for noninvasive Brain-Computer Interfaces and the need for engaging training environments," in *Brain-Computer Interfaces and Games Workshop at the International Conference on Advances in Computer Entertainment Technology*, pp. 25–28, 2007.

[10] R. Leeb, F. Lee, C. Keinrath, R. Scherer, H. Bischof, and G. Pfurtscheller, "Brain-computer communication: motivation, aim, and impact of exploring a virtual apartment," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 15, no. 4, pp. 473–482, 2007.

[11] J. van Aart, E. Klaver, C. Bartneck, L. Feijs, and P. Peters, "Neurofeedback gaming for wellbeing," in *Brain-Computer Interfaces and Games Workshop at the International Conference on Advances in Computer Entertainment Technology*, pp. 3–5, 2007.

[12] A. Nijholt, D. Oude Bos, and B. Reuderink, "Turning shortcomings into challenges: brain-computer interfaces for games," *Intelligent Technologies For Interactive Entertainment*, vol. 1, no. 2, pp. 153–168, 2009.

[13] B. A. S. Hasan and J. Q. Gan, "Hangman BCI: an unsupervised adaptive self-paced Brain-Computer Interface for playing games," *Computers in Biology and Medicine*, vol. 42, pp. 598–606, 2012.

[14] J. D. Bayliss, "Use of the evoked potential P3 component for control in a virtual apartment," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 11, no. 2, pp. 113–116, 2003.

[15] A. Finke, A. Lenhardt, and H. Ritter, "The MindGame: a P300-based brain-computer interface game," *Neural Networks*, vol. 22, no. 9, pp. 1329–1333, 2009.

[16] E. C. Lalor, S. P. Kelly, C. Finucane et al., "Steady-state VEP-based brain-computer interface control in an immersive 3D gaming environment," *Eurasip Journal on Applied Signal Processing*, vol. 2005, no. 19, pp. 3156–3164, 2005.

[17] N. Yee, "Motivations for play in online games," *Cyberpsychology and Behavior*, vol. 9, no. 6, pp. 772–775, 2006.

[18] C. Guger, G. Krausz, B. Z. Allison, and G. Edlinger, "Comparison of dry and gel based electrodes for P300 brain-computer interfaces," *Frontiers in Neuroscience*, vol. 6, article 60, 2012.

[19] F. Lotte, "Brain-computer interfaces for 3D games: hype or hope?" in *Proceedings of the Foundations of Digital Games (FDG '11)*, pp. 325–327, 2011.

[20] P. Brunner, S. Joshi, S. Briskin, J. R. Wolpaw, H. Bischof, and G. Schalk, "Does the 'P300' speller depend on eye gaze?" *Journal of Neural Engineering*, vol. 7, no. 5, Article ID 56013, 2010.

[21] M. S. Treder and B. Blankertz, "(C)overt attention and visual speller design in an ERP-based brain-computer interface," *Behavioral and Brain Functions*, vol. 6, article 28, 2010.

[22] M. Fabiani, D. Karis, and E. Donchin, "P300 and recall in an incidental memory paradigm," *Psychophysiology*, vol. 23, no. 3, pp. 298–308, 1986.

[23] L. A. Farwell and E. Donchin, "Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 70, no. 6, pp. 510–523, 1988.

[24] E. Donchin, K. M. Spencer, and R. Wijesinghe, "The mental prosthesis: assessing the speed of a P300-based brain- computer interface," *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, vol. 8, no. 2, pp. 174–179, 2000.

[25] A. Datta, R. Cusack, K. Hawkins et al., "The P300 as a marker of waning attention and error propensity," *Computational Intelligence and Neuroscience*, vol. 2007, Article ID 93968, 2007.

[26] E. Maby, G. Gibert, P. E. Aguera, M. Perrin, and O. Bertrand, "The OpenViBE P300-Speller scenario: a thorough online evaluation," in *Proceedings of the Human Brain Mapping Conference*, 2010.

[27] M. Perrin, E. Maby, R. Bouet, O. Bertrand, and J. Mattout, "Detecting and interpreting responses to feedback in BCI," in *Proceedings of the 5th International Brain-Computer Interface Conference*, pp. 116–119, 2011.

[28] H. Cecotti, B. Rivet, M. Congedo et al., "A robust sensor-selection method for P300 brain-computer interfaces," *Journal of Neural Engineering*, vol. 8, no. 1, Article ID 016001, 2011.

[29] Y. Renard, F. Lotte, G. Gibert et al., "OpenViBE: an open-source software platform to design, test, and use brain-computer interfaces in real and virtual environments," *Presence: Teleoperators and Virtual Environments*, vol. 19, no. 1, pp. 35–53, 2010.

[30] B. Rivet, A. Souloumiac, V. Attina, and G. Gibert, "xDAWN algorithm to enhance evoked potentials: application to brain-computer interface," *IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering*, vol. 56, no. 8, pp. 2035–2043, 2009.

[31] R. M. Taylor, T. C. Hudson, A. Seeger, H. Weber, J. Juliano, and A. T. Helser, "VRPN: a device-independent, network-transparent VR peripheral system," in *Proceedings of the ACM Symposium on Virtual Reality Software and Technology (VRST '01)*, pp. 55–61, November 2001.

[32] D. Lehmann and W. Skrandies, "Reference-free identification of components of checkerboard-evoked multichannel potential fields," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 48, no. 6, pp. 609–621, 1980.

[33] S. C. Kleih, F. Nijboer, S. Halder, and A. Kübler, "Motivation modulates the P300 amplitude during brain-computer interface use," *Clinical Neurophysiology*, vol. 121, no. 7, pp. 1023–1031, 2010.

Discussion

Chapitre 14 :

Synthèse des résultats et perspectives à court terme

Axe 1 : Côté Cerveau

Le premier objectif de ma thèse consistait à étudier les réponses aux feedbacks dans le cadre d'une ICM statique. Pour cela, j'ai réalisé deux expériences me permettant pour la première d'étudier les modulations des réponses aux feedbacks par l'erreur de prédiction et par l'attention avec des feedbacks biaisés, et pour la seconde d'étudier les équivalents MEG des réponses bien connues que sont la FRN et la P300 et de reconstruire les sources de ces réponses.
J'ai ainsi pu mettre en évidence une modulation des réponses aux feedbacks par l'erreur de prédiction et par le niveau attentionnel. Plus précisément, l'erreur de prédiction semble moduler à la fois la P300 et la FCRP, qui est la réponse aux feedbacks corrects enregistrée à la latence de la FRN. L'implication dominante de la FCRP dans l'augmentation de la différence entre réponses aux feedbacks incorrects et corrects pour des feedbacks surprenants par rapport à des feedbacks attendus est en accord avec les résultats d'Eppinger et al. (2008). De plus, ce résultat suggère un apprentissage implicite de la part des sujets des règles sous-jacentes d'apparition des erreurs.
D'autre part, les modulations attentionnelles semblent affecter essentiellement la FRN, moins ample lors d'un engagement moins important dans la tâche. Or, la N2 postérieure est décrite comme reflétant une orientation de l'attention (pour une revue sur les différentes N2, voir Folstein and Van Petten, 2008). Cette observation souligne un nouveau point commun entre la FRN et la N2.
Deux composantes correspondant respectivement aux latences de la FRN/FCRP et de la P300 ont pu être identifiées en MEG. Leurs topographies bilatérales antérieures sont cohérentes avec l'hypothèse de sources dans l'ACC ou la SMA.
La reconstruction de sources a été réalisée essentiellement pour les réponses aux feedbacks corrects à la latence de la FRN, c'est-à-dire pour la FCRP. D'après nos résultats, le réseau à l'origine de cette réponse comprendrait des régions impliquées dans le traitement bas niveau (gyrus occipital inférieur) et haut niveau (gyrus temporal inférieur) de stimuli visuels, dans le langage (gyrus frontal inférieur) et dans le traitement de récompenses (SMA).
Ces résultats pourraient éventuellement être affinés en utilisant un modèle de tête plus réaliste pour l'EEG ainsi qu'en enregistrant un plus grand nombre de sujets, notamment pour la reconstruction des sources de la FRN, pour laquelle nous disposions de peu d'essais par sujet. Il est également envisageable de s'intéresser à la reconstruction des sources de la P300.
Enfin, dans un test chez une patiente souffrant de syndrome d'enfermement, nous avons montré que ses réponses évoquées par les flashs cibles étaient beaucoup moins amples et plus variables que les mêmes réponses chez les sujets sains. Observé chez une unique patiente, ce résultat ne peut être généralisé mais attire l'attention sur le fait que l'utilisation du P300-Speller n'est pas forcément aussi efficace, chez les patients qui en auraient pourtant l'utilité, que chez des sujets sains. Cette question est abordée plus en détails dans le chapitre 15, section 1.

Axe 2 : Côté machine

Le second objectif de ma thèse consistait à optimiser le protocole du P300-Speller, en le rendant plus dynamique et adaptatif. Dans ce but, nous avons développé trois enrichissements possibles du protocole initial.
Le premier d'entre eux consiste en l'implémentation d'une détection des erreurs associée à une correction automatique. Testée tout d'abord hors ligne, sur des données nettoyées et associées à des feedbacks biaisés, les résultats étaient assez prometteurs. Néanmoins, le test en ligne n'a pas été aussi concluant, puisque le gain moyen lié à l'utilisation de la correction était nul. Malgré cela, le *bit rate* s'est avéré meilleur que celui que l'on aurait obtenu avec la méthode « classique » de correction, qui consiste à annuler la lettre lorsqu'une erreur est détectée et à proposer à l'utilisateur de l'épeler à nouveau. Ces résultats légèrement décevants en temps-réel par rapport à ceux obtenus

hors ligne s'expliquent peut-être par trois différences importantes entre les protocoles de ces deux expériences. Tout d'abord, la qualité des signaux n'est pas équivalente, puisque les données n'étaient pas préalablement nettoyées dans l'étude en ligne contrairement à l'étude hors ligne. D'autre part, les paramètres d'écriture choisis dans l'étude en ligne étaient très rapides, ce qui a tendance à réduire la FRN, ainsi que le rapport signal sur bruit de la réponse aux cibles. Enfin, les feedbacks négatifs étaient associés à des erreurs réelles, donc probablement à une certaine fatigue mentale, ce qui réduit également la FRN. Ces différences pourraient expliquer, dans le second protocole, l'obtention d'une spécificité légèrement moins bonne, et d'une efficacité de la correction automatique (i.e. un Θ) moins performante que prévue. Toutefois, des pistes d'amélioration existent. Biaiser le classifieur pourrait permettre d'éviter au maximum les faux positifs qui détériorent forcément la performance et sont très décourageants pour l'utilisateur. L'utilisation d'un a priori pour le classifieur s'appuyant sur la fréquence des lettres dans la langue française devrait permettre d'améliorer la performance globale (Ahi et al., 2011), ainsi que la correction. Enfin, le ralentissement du système — souvent nécessaire lors d'une utilisation chez des patients — devrait favoriser la production de larges réponses aux feedbacks, améliorant ainsi la détection des erreurs.

La seconde amélioration consistait à adapter le mode de stimulation proposé par Townsend et al. (2010) à notre stimulateur composé d'une matrice plus petite, avec seulement six lignes et six colonnes. Cette amélioration a été motivée par l'étude de la distribution des erreurs chez la patiente souffrant de syndrome d'enfermement : elles étaient essentiellement réparties sur la même ligne et sur la même colonne que la lettre cible (Maby et al., 2011). Or, Townsend et al. (2010) ont montré que leur mode de stimulation réduisait cet effet et permettait un gain de performance de 15% chez des patients souffrant de SLA. Deux modes de stimulation ont été testés, permettant d'évaluer le gain lié à la dilution d'erreurs de manière indépendante du gain lié à la réduction de l'effet d'adjacence (le flashage d'une colonne ou d'une ligne voisine de la cible capture l'attention et crée une petite P300 associée à un flash non cible). Nous avons pu montrer un réel intérêt du mode dynamique dans lequel l'association entre les groupes de lettres change systématiquement d'une répétition à la suivante, induisant ainsi une dilution des erreurs. De plus, l'adaptation du mode de stimulation proposé par Townsend et al. (2010) à une plus petite matrice permet de diminuer le nombre de flashs nécessaires pour épeler une lettre, ce qui se traduit par un *bit rate* plus élevé.

Enfin, la dernière modification du protocole visait à mettre au point une décision adaptative permettant un flashage plus souple en termes de nombre de flashs par lettre. Au lieu de se donner une limite fixe, 60 flashs par exemple (soit 5 répétitions), l'ordinateur peut décider de s'arrêter plus tôt lorsqu'il estime avoir accumulé suffisamment d'informations, ce qui ne manque pas d'arriver quand le sujet est très concentré. Le temps ainsi économisé peut être réalloué pour flasher plus longtemps un item associé à une baisse attentionnelle, qui nécessite plus de 60 flashs pour permettre une décision fiable. Nous avons implémenté un tel fonctionnement adaptatif, s'appuyant sur un critère d'entropie et associé à une décision dynamique au niveau des flashs plutôt qu'au niveau des répétitions. Cette approche s'est révélée très efficace, permettant d'épeler plus rapidement que le mode classique, pour une même performance, ou d'être plus précis pour un temps d'écriture équivalent. Toutefois et de manière surprenante, la comparaison en terme de *bit rate*, des expériences 1, 2 et 3 ainsi que d'une expérience réalisée avant le début de ma thèse (Maby et al., 2010)[95], suggère que ce scénario ultime n'est pas le plus performant (Figure 64). C'est pourquoi nous comparons actuellement chez les mêmes sujets et au sein d'un même protocole, le P300-Speller tel qu'il était implémenté au début de mes travaux et aujourd'hui, après tous les développements que j'ai mis en œuvre et évalués. Cette expérience sera particulièrement utile en vue d'une évaluation exhaustive chez les patients, prévue au début de l'année 2013.

[95] Cette expérience visait à évaluer le protocole P300-Speller implémenté dans le logiciel OpenViBE avec une stimulation par lignes et colonnes, et à étudier l'effet de différents nombres de répétitions et de différents intervalles inter-stimuli sur la performance.

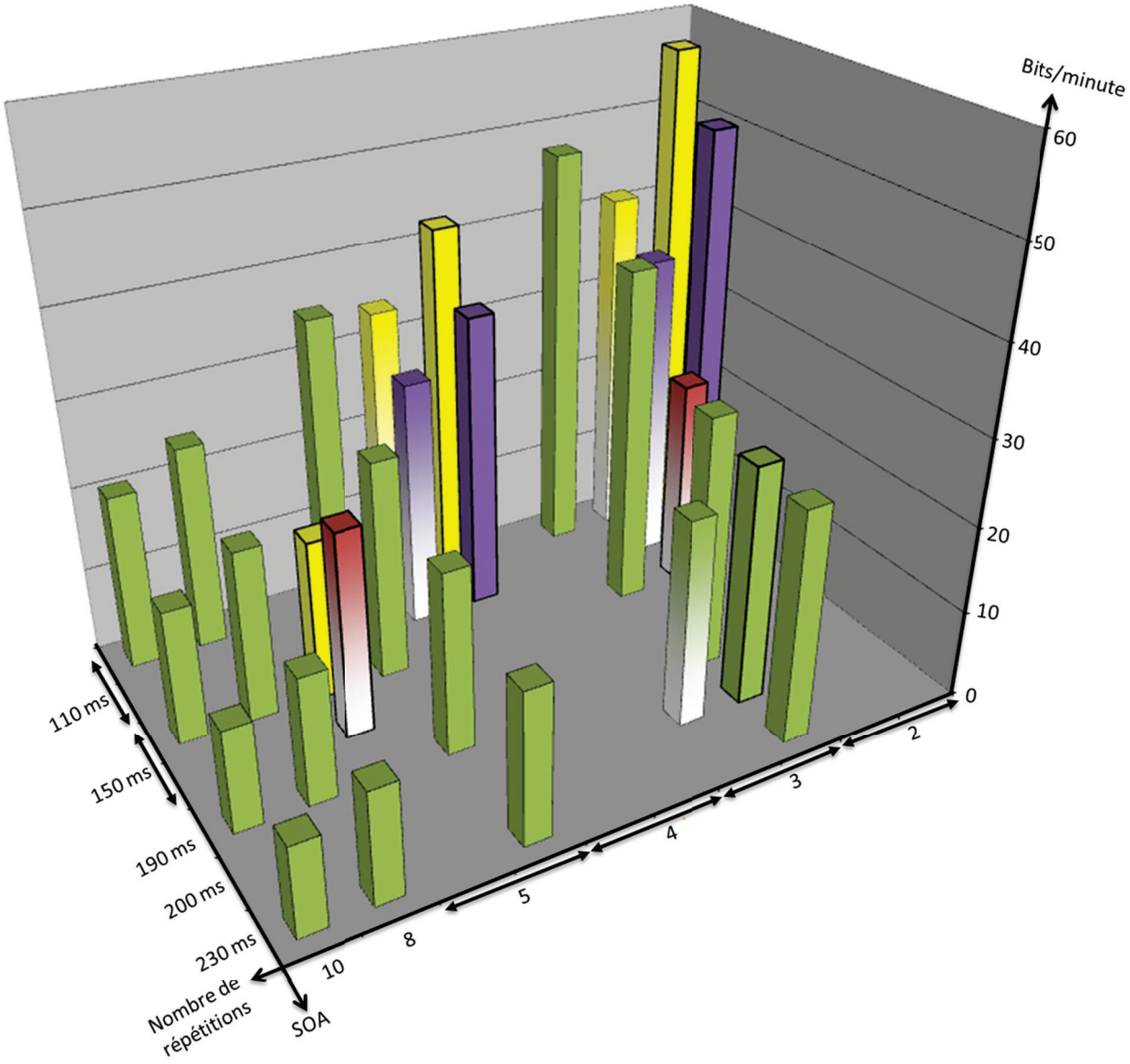


Figure 64 : Taux de transfert d'information par minute en fonction du nombre de répétitions et du SOA (pour Stimulus onset asynchrony : durée d'un flash + durée entre deux flashs) dans une tâche de copie de mots en P300-Speller, pour chacune des conditions observées dans l'équipe Dycog du CRNL ces quatre dernières années.
Vert : Flashage en lignes et colonnes → Expérience réalisée avant ma thèse (Maby et al., 2010), et expérience 1
Violet : Flashage dynamique statique (SRS) → Expérience 2
Jaune : Flashage dynamique aléatoire (DRS) → Expérience 2 et mode « fixe » de l'expérience 3
Rouge : Flashage dynamique aléatoire (DRS) et décision adaptative → Expérience 3
Couleurs dégradées vers le blanc : Résultats qui ne considèrent que 9 électrodes (en ligne ou hors ligne)
Bords épais : Résultats obtenus en temps-réel
Bords fins : Résultats obtenus en « rejouant » les données hors ligne

Axe 3 : Interaction cerveau-machine

Le troisième et dernier objectif de cette thèse visait à étudier les interactions entre cerveau et machine :

- Comment l'utilisateur perçoit-il les facultés d'adaptation de la machine ?
- Adapte t-il son comportement en fonction de cela ?

Avant de traiter directement ces questions, j'ai pu montrer que le comportement de la machine, ou plutôt la précision de ses décisions était extrêmement lié à l'état attentionnel de l'utilisateur. En effet, dans l'expérience 2, les sujets présentaient deux comportements bien distincts, très probablement liés à une différence au niveau de leur état attentionnel. Puisque l'état attentionnel module les activités cérébrales, et notamment les réponses aux feedbacks comme cela a été montré dans l'expérience 1, il est naturel que cela influe également sur le comportement de la machine. Concrètement, un état attentionnel sous-optimal est associé à des réponses neurophysiologiques aux cibles et aux feedbacks moins amples. Cela a deux conséquences importantes :

- une mauvaise classification des réponses cibles qui entraîne une baisse de performances au P300-Speller ainsi qu'une correction par le deuxième choix du classifieur peu pertinente (i.e. un Θ moins bon) ;
- une mauvaise détection des erreurs.

Un état attentionnel sous-optimal est ainsi à l'origine d'un cercle vicieux puisqu'en l'absence de bonne performance au départ, le sujet ne pourra espérer une correction automatique efficace et ses performances en seront d'autant plus affectées. De cette manière, nous avons montré que la correction automatique ne peut être utile que pour des sujets impliqués dans la tâche. Toutefois, une implication dans la tâche n'est pas forcément associée à un effort mental considérable : nous avons pu constater, de manière qualitative et en tant que sujets nous-mêmes, qu'il était possible pour certains utilisateurs d'apprendre à optimiser une stratégie cognitive pour utiliser l'ICM au mieux. Les résultats de l'expérience 1 concernant la modulation des réponses aux feedbacks par l'erreur de prédiction suggèrent d'ailleurs que les utilisateurs contrôlent leur performance essai par essai, et s'adaptent déjà à une ICM fixe et statique. Néanmoins, le bon fonctionnement de l'ICM nécessite tout de même une capacité importante à focaliser son attention. Il est possible que cette première nécessité explique les mauvaises performances obtenues chez la patiente, dont la pathologie engendrait peut-être une difficulté à focaliser son attention.

A l'inverse, j'ai pu montrer qu'une amélioration de la performance de la machine et une meilleure adaptation de celle-ci au comportement de l'utilisateur avait un effet bénéfique sur le comportement et les réponses cérébrales des utilisateurs. Le fait d'interagir avec une machine efficace et qui s'adapte à leurs besoins motiverait les utilisateurs. La motivation étant associée à des signaux plus amples et par conséquent plus faciles à discriminer, elle aurait un effet vertueux en entraînant à son tour une amélioration supplémentaire des performances.

Ceci étant dit, grâce aux questionnaires que j'ai utilisés dans chacune des trois expériences, j'ai parfois observé une discordance entre la performance de l'ICM et la perception de l'utilisateur, ce dernier préférant parfois un mode sous-optimal en termes de *bit rate*. Par exemple, certains utilisateurs préfèrent un mode rapide, même si les erreurs sont très nombreuses. D'autres vont préférer un mode lent mais plus précis, même s'ils obtiennent une bonne performance dans le mode rapide. D'autres encore préfèreront un mode fixe, peut-être plus confortable même si moins performant. Ainsi, la préférence pour un mode ou pour un autre ne dépend pas uniquement de son efficacité objective, elle est propre à chaque sujet. Cette observation met l'accent sur l'aspect humain des ICM : bien qu'elles soient associées à de nombreux calculs, méthodes et machines complexes, elles sont développées pour des personnes réelles, qui sont au cœur du dispositif et des enjeux de ce domaine. En effet, une ICM très performante perdra tout son intérêt si son fonctionnement ne plaît pas aux utilisateurs car il est trop fatigant, stressant, etc. Ces préférences sont difficiles à prévoir et peuvent être très variables d'un individu à l'autre. Mais quelle que soit l'application de cette ICM et en particulier dans le domaine clinique, il sera visiblement nécessaire d'en tenir compte et d'adapter chaque protocole à chaque utilisateur.

Conclusion sur la coadaptation cerveau-machine

D'après Wolpaw et al. (2002), une ICM doit posséder trois niveaux d'adaptation.
Premièrement, elle doit pouvoir s'adapter à chaque individu à travers un étalonnage individuel, ce qui avait déjà été mis en place dans le protocole du P300-Speller utilisé au début de ma thèse. Toutefois, une ICM qui ne possède que ce premier niveau d'adaptation ne restera efficace que si le comportement de l'utilisateur est extrêmement stable. Idéalement, l'ICM doit également pouvoir s'adapter aux variations à court et long termes du signal EEG. Ces variations peuvent être causées par de nombreux facteurs, tels que la fatigue, le moment de la journée, le niveau hormonal ou tout autre facteur environnemental. Une ICM optimale doit être capable de s'ajuster en temps-réel, afin de suivre voire d'exploiter ces évolutions plus ou moins lentes des signaux cérébraux. Ce deuxième niveau d'adaptation a été abordé lors de cette thèse, notamment via la mise en place d'une décision adaptative, pour laquelle l'ICM attend d'avoir accumulé suffisamment d'information pour prendre sa décision.
Enfin, le troisième niveau d'adaptation consiste à tenir compte de l'interaction entre cerveau et machine, et des modulations cérébrales et comportementales provoquées par cette interaction. En effet, le cerveau aura tendance à modifier son activité en fonction de l'apprentissage ou de la motivation provoquée par un comportement adapté de la machine. Dans cette thèse, j'ai montré que certains signaux utilisés dans les ICM étaient effectivement sensibles à ce type de modulations. Notamment, les réponses aux feedbacks se sont avérées refléter un certain niveau d'apprentissage, tandis qu'une décision optimale de la part de la machine ou encore une interaction sociale de type compétitive a entraîné une augmentation de la motivation associée à une meilleure discrimination des ondes de réponse aux cibles et à une amélioration des performances. La décision adaptative mise en place lors de ma troisième expérience permet de tenir compte de toutes sortes de modulations cérébrales, que celles-ci soient dues à la fatigue, à l'apprentissage, ou à la motivation. Puisque le critère d'arrêt s'appuie sur l'information accumulée, la décision d'arrêter les flashs sera prise plus tôt dans le cas d'une forte motivation associée à de grandes réponses évoquées par les cibles, et plus tard dans le cas d'une fatigue importante associée à de petites réponses.
Dans cette thèse, nous avons donc montré qu'il était possible de mettre en place une adaptation continue de l'ordinateur aux signaux cérébraux de l'utilisateur, qui sont par nature instables. Celle-ci pourrait éventuellement être facilitée par l'utilisation simultanée d'un marqueur de l'attention, tel que la puissance dans la bande de fréquence alpha ou thêta (Cajochen et al., 1995; Boksem et al., 2005). En réponse à ces modifications du comportement de l'ordinateur, l'utilisateur a tendance à s'adapter à son tour. Ces nouvelles modulations comportementales et cérébrales vont rejoindre les modulations cérébrales spontanées de l'utilisateur, et sont elles-aussi prises en compte par l'ordinateur. Cette coadaptation cerveau-machine favorise une interaction optimale.

Chapitre 15 :

Perspectives à plus long terme

1. Utilisation par les patients, des ICM s'appuyant sur la P300 : limites et perspectives

Alors que le P300-Speller a été introduit il y a près de 25 ans (Farwell and Donchin, 1988), ce n'est que très récemment que ce protocole a réellement intéressé les chercheurs (Figure 65). Les ICM qui s'appuient sur la P300 présentent de nombreux avantages par rapport à la plupart des autres ICM. Ce sont des ICM non invasives, qui ne nécessitent pas d'entrainement de la part de l'utilisateur et un étalonnage très court pour l'ordinateur. Elles obtiennent un taux de transfert d'information très correct (Guger et al., 2009; Fazel-Rezai et al., 2012) et contrairement aux ICM utilisant une tâche d'imagerie motrice (Vidaurre et al., 2010; Halder et al., 2011), les ICM utilisant la P300 fonctionnent chez la plupart des sujets, y compris chez des patients très handicapés (Sellers and Donchin, 2006; Kubler et al., 2009; Sellers et al., 2010; Townsend et al., 2010). Enfin, il existe de nombreuses applications permettant à ces patients de regagner un certain niveau d'autonomie via le contrôle de leur environnement ou la communication, de recouvrer une vie sociale via l'utilisation d'emails, et même de se divertir via la navigation sur internet, l'utilisation de jeux vidéos ou l'expression artistique. Dans ce contexte, on peut se demander pourquoi ces applications ne sont pas plus utilisées par les patients. Pour comprendre, il est nécessaire de nuancer ce tableau en rappelant les différents enjeux des ICM, et les progrès qu'il reste encore à réaliser.

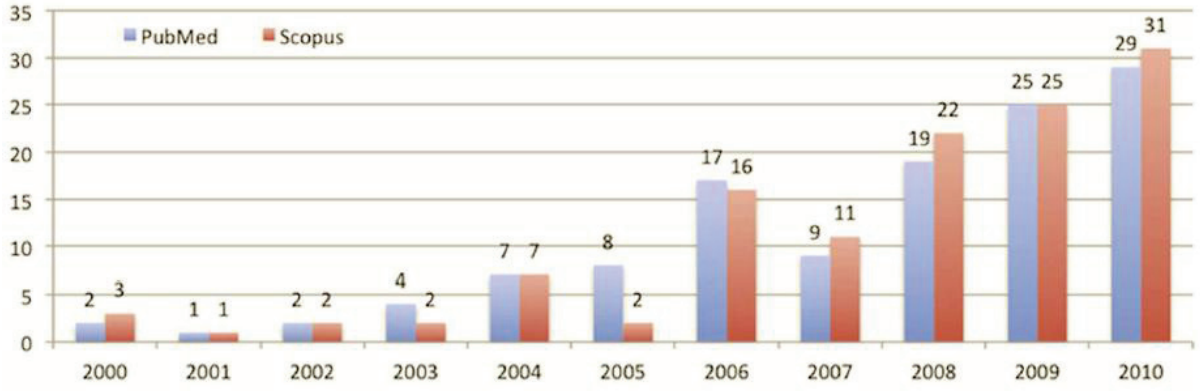


Figure 65 : Nombre de papiers (proceedings de conférence exclus) publiés entre 2000 et 2010 trouvés dans PubMed et dans Scopus avec les mots clés [«P300 » ou « P3 »] et [« BCI » ou « Brain Computer Interface »]. Figure extraite de Fazel-Rezai et al. (2012).

Tout d'abord, les techniques d'acquisition permettant l'exploration cérébrale sont encore imparfaites. L'EEG, la seule technique non invasive qui soit transportable et financièrement abordable reste à l'heure actuelle pourvue d'un rapport signal sur bruit insuffisant pour permettre une classification à la fois rapide et efficace. Les autres techniques proposées aujourd'hui sont soit invasives, soit très chères, non mobiles, voire pourvues d'une précision temporelle très médiocre. D'après Alwasiti et al. (2010), l'absence de technique à la fois non invasive et précise entrave fortement le développement des ICM. La communauté de chercheurs travaillant sur les ICM aurait besoin d'une percée technologique importante à l'origine d'une nouvelle technique d'acquisition correspondant à ces critères. Une telle avancée permettrait d'ouvrir la voie à de très nombreuses applications jusqu'ici limitées par un signal trop bruité ou trop peu informatif.

Le deuxième enjeu principal pour les ICM est le développement d'algorithmes de traitement de signal toujours plus efficaces, tout en restant suffisamment simples pour une utilisation en temps-réel. Alwasiti et al. (2010) soulèvent également le problème du traitement de signal, en rappelant que la transformation d'un signal neuronal en commande numérique est très différente de l'utilisation naturelle des signaux neuronaux par les muscles via le système nerveux. Le problème du

décodage de l'information est intimement lié à celui de la technique d'acquisition. En effet, un signal plus propre sera plus facile à décoder. De nombreux efforts sont faits constamment sur cet aspect des ICM afin d'améliorer leur précision et leur vitesse.

Le troisième enjeu, et non des moindres, est celui de l'ergonomie. D'après Sellers et al. (2010) et Fazel-Rezai et al. (2012), les principales limites de l'utilisation d'ICM dans un environnement familial et les principaux reproches faits aux ICM par les patients les ayant testées sont en rapport avec leur ergonomie. Tout d'abord, il faut citer la difficulté d'utilisation des ICM, qui nécessitent souvent la présence d'une personne qualifiée pour régler les différents paramètres, corriger les éventuels bugs, assurer le support technique, etc. Il serait nécessaire de mettre au point des ICM « clé-en-main », qui soient utilisables très rapidement par le personnel soignant qui encadre les patients. Des versions du P300-Speller qui ne nécessitent pas d'aide extérieure, avec un passage automatique de la phase d'étalonnage vers la phase de test, sont en plein développement (Kaufmann et al., 2012b). D'un point de vue beaucoup plus pragmatique, les patients ont besoin d'aide pour se laver les cheveux après avoir utilisé une ICM, ce qui complique également leur usage (Nijboer and Broermann, 2010). Ceci étant dit, le développement d'électrodes sèches devrait régler ce problème particulier (Guger et al., 2012).
D'autre part, pour une utilisation à long terme, il semble indispensable de conjuguer les différentes applications en un même système, permettant ainsi au patient de communiquer, de contrôler son environnement, de naviguer sur internet, d'envoyer des emails, etc.
Enfin, l'ICM doit être adaptable aux besoins propres de chaque patient. Notamment, elle doit pouvoir fonctionner sans contrôle de la direction du regard si le patient ne peut pas bouger les yeux. Puisqu'il a été montré que les performances au P300-Speller classique chutent drastiquement si le regard n'est pas concentré sur la lettre cible (Brunner et al., 2010; Treder and Blankertz, 2010), la résolution de ce problème nécessite le développement de nouvelles ICM. Typiquement, il est possible d'utiliser des ICM exploitant d'autres modalités sensorielles telles que les P300-Speller auditifs (Sellers et al., 2006b; Nijboer et al., 2008a; Furdea et al., 2009; Klobassa et al., 2009; Kubler et al., 2009; Hohne et al., 2010; Belitski et al., 2011; Kathner et al., 2012) ou tactiles (Brouwer and van Erp, 2010), ou des ICM visuelles qui n'exploitent pas la direction du regard (Acqualagna et al., 2010; Treder and Blankertz, 2010; Liu et al., 2011b; Pires et al., 2011; Aloise et al., 2012a). Ces paradigmes sont généralement plus lents et moins précis que ceux nécessitant un mouvement des yeux (Furdea et al., 2009; Kubler et al., 2009; Belitski et al., 2011), mais comme l'ont récemment rappelé Murguialday et al. (2011), ils représentent une des seules voies de communication envisageable pour les patients souffrant d'un syndrome d'enfermement complet.
Sellers et al. (2010) ont proposé une ICM utilisant la P300, censée répondre à ces différents problèmes d'ergonomie. En effet, leur ICM est très simple à installer et peut être utilisée par la plupart des soignants après quelques heures d'essai. La personne aidant l'utilisateur doit seulement placer les électrodes correctement, déposer du gel au contact de celles-ci et lancer le logiciel qui enchaine les phases de manière automatisée. De plus, le système ne nécessite que très peu de support technique, qui peut être réalisé à distance via une connexion internet. D'autre part, ce système permet diverses applications telles que l'envoi d'emails, le contrôle de l'environnement (l'allumage de la télévision par exemple), le transfert d'un texte vers un synthétiseur vocal et l'utilisation de tout logiciel pouvant être contrôlé par un clavier sous Windows. Enfin, de nombreuses caractéristiques du système sont adaptables : la taille de la matrice, sa forme et son contenu, mais également la voie sensorielle d'utilisation de l'ICM qui peut-être visuelle, audio-visuelle ou auditive seule. Dans cette étude, un patient souffrant d'une SLA à un stade avancé a utilisé cette ICM six à huit heures par jour pendant deux ans et demi. Cette utilisation à long terme a permis de mettre en avant de nouvelles modifications souhaitables d'un point de vue ergonomique (notamment l'ajout de commandes spécifiques qui combinent plusieurs sélections en une seule). De plus, le patient lui-même a évalué l'ICM : il aimerait que celle-ci soit plus rapide, et pouvoir utiliser des électrodes sans gel. Cela rejoint directement les limites soulevées précédemment. Enfin l'aspect financier est

aujourd'hui encore une limite à l'utilisation des ICM au quotidien, puisqu'un système EEG performant coûte plus de 10 000€.

Néanmoins, les patients semblent plutôt satisfaits de l'utilisation des ICM. Un patient a rapporté qu'il ne pourrait continuer à travailler sans ICM (Sellers et al., 2010), tandis qu'une autre a expliqué que les ICM lui ont permis de recommencer à dessiner alors qu'elle avait arrêté à grand regret toute expression artistique depuis des années (Munssinger et al., 2010). Comme le soulignent d'ailleurs Sellers et al. (2010), l'utilisation d'une ICM — si simple soit elle — nécessite du temps et des efforts de la part de l'utilisateur et de la personne aidant. Le fait qu'un patient utilise une ICM plusieurs heures par jour pendant plusieurs années révèle un intérêt évident pour ce système. Malgré un retour positif des utilisateurs, très peu de développements industriels sont faits pour permettre un accès à ce type de technologie pour les patients qui en auraient besoin. D'après Sellers et al. (2010), cette population de patients ne représente pas un marché suffisamment important pour intéresser réellement les industriels. Pour répondre à ce problème, un groupement de chercheurs a créé une fondation à but non lucratif (*Brain Communication Fondation*[96]) dont les objectifs sont d'améliorer l'accès aux ICM pour les patients qui ont perdu la capacité de communiquer, et d'encourager la recherche dans ce domaine. D'autre part, la société g.tec développée par le chercheur autrichien Christoph Guger propose depuis début 2010 un système « clé en main » permettant d'utiliser le P300-Speller : le système *Intendix*[97]. Avec prochainement un second ordinateur relié à divers dispositifs permettant le contrôle de l'environnement, le système de base permet déjà d'écrire un texte, de le prononcer grâce à un synthétiseur vocal, de l'imprimer ou de l'envoyer par e-mail, et de déclencher des alarmes. La fonction *painting* et le contrôle de logiciels (notamment de jeux vidéo) via l'utilisation des SSVEP devraient y être intégrés courant 2013. Ce système est utilisé régulièrement par quelques patients, principalement en Allemagne et en Suisse. Enfin, le monde du jeu vidéo, qui s'intéresse depuis peu au domaine des ICM, pourrait également être à l'origine de développements de nouvelles technologies dans les années à venir. Ces développements pourraient être transférés aux problématiques liées à l'utilisation des ICM par les patients.

Ce qui me semblerait vraiment intéressant aujourd'hui serait de combiner à moindre frais toutes les améliorations les plus utiles et efficaces pour une utilisation chez des patients. L'ICM proposée par Sellers et al. (2010) est déjà très optimisée. Toutefois, comme rapporté dans l'article, il serait intéressant de l'associer avec des électrodes sans gel, et d'améliorer sa vitesse. En regard de la littérature détaillée dans le chapitre 2, et des contributions apportées par cette thèse, il est possible d'imaginer un système P300-Speller très optimisé pour une utilisation par des patients.
Celui-ci aurait les caractéristiques suivantes pour rendre l'ICM la plus simple d'utilisation et la plus polyvalente possible :

- ICM « clé en main » avec un unique bouton pour lancer le système (Kaufmann et al., 2012b)
- Utilisation d'électrodes sèches (Guger et al., 2012)
- Intégration de multiples applications dans un unique système (Sellers et al., 2010) :
    - écriture, permettant l'envoi d'e-mails et la synthèse vocale, lié à une imprimante…
    - contrôle de l'environnement,
    - navigation sur internet,
    - utilisation de jeux vidéo, logiciels divers, réseaux sociaux, etc.,
- Possibilité d'utiliser soit le mode visuel classique, soit un mode visuel ou auditif n'exploitant pas la direction du regard (Sellers et al., 2010).

Ce système devrait également être doté des caractéristiques suivantes pour améliorer le confort visuel et optimiser le rapport précision sur temps d'écriture :

- flashage par groupes pseudo-aléatoires de lettres (Allison, 2003; Townsend et al., 2010; Perrin et al., In preparation),

[96] http://www.braincommunication.org/
[97] http://www.intendix.com/ Prix d'achat en 2012 : de 13 000 à 16 000€.

- écriture prédictive (Sellers et al., 2010),
- décision adaptative (Perrin et al., In preparation),
- matrice à fond blanc avec items gris (Salvaris and Sepulveda, 2009), ou items bleu flashés en vert (Takano et al., 2009),
- lettres remplacées par des visages (Kaufmann et al., 2011) ou grossies (Gibert et al., 2008a) lors du flashage,
- éventuellement, utilisation de la correction automatique des erreurs, adaptée selon l'efficacité de celle-ci et les préférences de l'utilisateur (Perrin et al., 2012; Spuler et al., 2012).

Pour mettre en place un tel système, il serait profitable de partager les algorithmes et les développements en tout genre de manière beaucoup plus généralisée que ce qui est fait actuellement, en favorisant l'utilisation de logiciels libres et en mettant à disposition les algorithmes et les programmes permettant l'utilisation des ICM.

Toutefois, la possibilité de l'utilisation de ces ICM de manière efficace chez des patients souffrant du syndrome d'enfermement ou au stade le plus avancé de la SLA caractérisé par une absence complète de contrôle musculaire (stade CLIS) demeure encore incertaine (Piccione et al., 2006; Kubler and Birbaumer, 2008; Birbaumer et al., 2009; Maby et al., 2011; Cipresso et al., 2012).
Les études sur des patients souffrant d'un syndrome d'enfermement sont extrêmement rares, et les résultats sont peu encourageants (Piccione et al., 2006; Maby et al., 2011) : dans notre étude, les performances de la patiente n'ont pas dépassées 25% de lettres correctes (Maby et al., 2011), tandis que dans l'étude de Piccione et al. (2006) l'unique patiente souffrant de ce handicap montre une performance de 60% dans une tâche de sélection entre quatre cibles, et associée à un *bit rate* plus de deux fois inférieur à celui des patients souffrant d'autres pathologies (SLA, syndrome de Guillain-Barré, etc.). Dans l'étude d'Ortner et al. (2011), les deux patients souffrant de cette pathologie se sont avérées incapable d'épeler la moindre lettre avec les paramètres utilisés chez les autres patients et chez les sujets sains (permettant une performance de 77,5% et de 88,5% respectivement). Une ICM invasive pourrait éventuellement être la solution chez de tels patients (Hochberg et al., 2012). Toutefois, trop peu d'études ont été effectuées chez cette population pour conclure réellement, d'autant que la symptomatologie est différente pour chaque patient. Par exemple, la patiente ayant réussi à contrôler un bras robotisé dans l'étude d'Hochberg et al. (2012) est paralysée suite à un AVC du tronc cérébral, mais présente une mobilité de la tête préservée. Cela offre des possibilités de communication dont ne dispose pas la patiente que nous avons rencontrée, et suggère peut-être une atteinte cérébrale moins prononcée, à l'origine d'une meilleure capacité à contrôler une ICM. Une différence de métabolisme cérébral pourrait être à l'origine de la différence d'efficacité des ICM entre sujets sains et patients souffrant de syndrome d'enfermement. Laureys et al. (2004) a montré que ces patients se caractérisent par un métabolisme légèrement moins important que les sujets sains (Figure 66). Malgré des performances cognitives normales, ces patients souffrent peut-être d'un déficit cérébral à l'origine d'une difficulté à contrôler les ICM.

Les études portant sur des patients souffrant de SLA sont plus encourageantes, mais seulement si la pathologie n'a pas atteint un stade trop avancé : si les symptômes sont tels que même les clignements et les mouvements oculaires verticaux sont altérés (stade CLIS), le contrôle d'une ICM semble très difficile (Birbaumer, 2006a; Kubler and Birbaumer, 2008; Birbaumer et al., 2012).
Niels Birbaumer a émis l'hypothèse que les mécanismes d'apprentissage pourraient être altérés chez cette population de patients, malgré une entrée sensorielle et un traitement cognitif (attention, mémoire, imagerie verbale…) préservés (Birbaumer, 2006b; Birbaumer, 2006a; pour une revue, voir Birbaumer et al., 2012). Cela serait dû à une absence prolongée de production volontaire de comportements moteurs, ce qui entraînerait l'altération des connexions cérébrales existantes entre les aires impliquées dans la planification motrice et les aires impliquées dans l'exécution de l'action. Ce mécanisme de plasticité délétère a été baptisé « extinction des pensées dirigées vers un but ». Il pourrait entraîner une réduction de la plasticité synaptique au niveau moléculaire dans des régions

cérébrales impliquées dans l'apprentissage (Birbaumer, 2006a). Ainsi, l'utilisation d'une ICM par un patient souffrant de SLA à un stade très avancé (CLIS) ne pourrait être possible que dans le cas où l'apprentissage de l'utilisation de celle-ci aurait été fait avant d'atteindre le stade ultime de la maladie. D'ailleurs, aucun des patients de Birbaumer utilisant régulièrement une ICM n'est passé du stade LIS au stade CLIS de la SLA, ce qui va dans le sens d'un effet neuroprotecteur de l'utilisation des ICM.

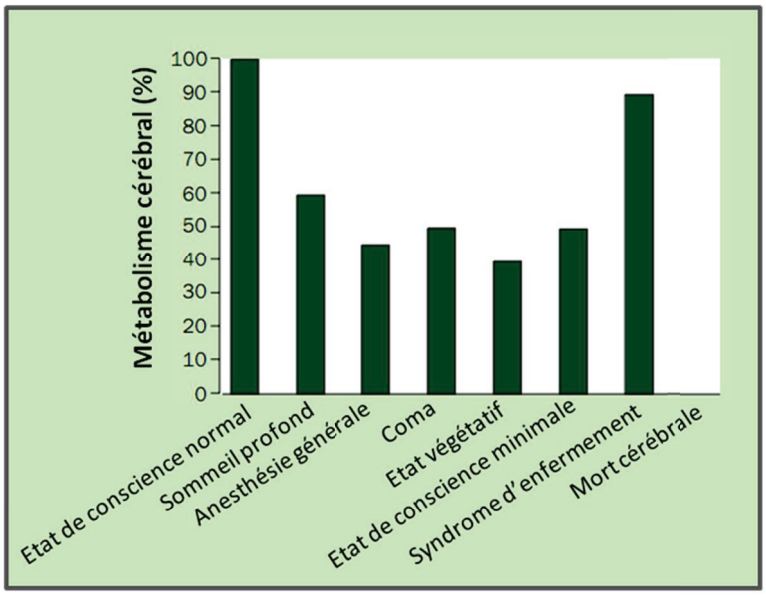


Figure 66 : Métabolisme cérébral pour différents états de conscience. Le métabolisme cérébral d'un patient souffrant de syndrome d'enfermement atteint environ 90% du métabolisme cérébral d'un sujet sain. Figure adaptée de Laureys et al. (2004).

A l'heure actuelle, il n'est pas prouvé que les patients souffrant du syndrome d'enfermement et les patients au stade CLIS de la SLA soient réellement capables d'utiliser les ICM. Ces patients étant la cible privilégiée de ces systèmes, leur incapacité à utiliser celles-ci pourrait remettre en cause l'intérêt de nombreuses applications. D'autant que dans le cas où les mouvements des yeux sont préservés, les méthodes associant un contacteur et un pointeur utilisant une activité musculaire résiduelle semblent plus précises et plus rapides : 10 mots par minute environ contre 1,2 symbole par minute avec le P300-Speller chez des patients souffrant de SLA (Treder and Blankertz, 2010). L'intérêt clinique des ICM s'appuyant sur la P300 repose donc actuellement sur leur utilisation par des patients souffrant de SLA à un stade LIS, c'est-à-dire avec une paralysie presque totale ne permettant pas l'utilisation de pointeurs et de contacteurs musculaires. Et bien qu'il ait été montré que les ICM s'appuyant sur une P300 visuelle nécessitent dans une certaine mesure un contrôle de la direction du regard (Brunner et al., 2010; Treder and Blankertz, 2010), il semble que cette population de patients soit capable de les utiliser. En effet, de tels systèmes semblent fonctionner à tous les stades de la SLA sauf au stade CLIS, et aucune corrélation négative entre la performance au P300-Speller et la gravité des symptômes de la SLA n'a pu être mise en évidence (Kubler and Birbaumer, 2008).

La raison pour laquelle l'utilisation des ICM s'appuyant sur la P300 semble moins efficace chez des patients souffrant d'un syndrome d'enfermement que chez des patients souffrant d'une SLA à un stade LIS (donc avec des symptômes similaires) demeure inconnue. Il est possible que la différence observée soit liée à l'origine des symptômes, et que les patients souffrant de SLA ne montrent pas la même diminution d'activité métabolique que les patients souffrant du syndrome d'enfermement (Figure 66). Ceci dit, très peu d'études rapportent des cas d'utilisation d'ICM par des patients souffrant de syndrome d'enfermement, il est par conséquent difficile de généraliser ces quelques observations à l'ensemble des patients souffrant d'un tel handicap.

Concernant les patients souffrant d'une SLA au stade CLIS, la stimulation magnétique transcrânienne (TMS pour *Transcranial magnetic stimulation*) d'aires frontales ou motrices, ou la stimulation de

nerfs périphériques pourraient permettre, d'après Birbaumer et al. (2012), de créer des associations artificielles entre intention et réponse motrice, ce qui pourrait contrer le mécanisme d'extinction des pensées dirigées vers un but.
En attendant de connaitre l'issue de ces différentes pistes, Birbaumer et al. (2012) ont proposé une ICM s'appuyant sur une réponse conditionnée, permettant de distinguer deux réponses (« oui » / « non ») chez des patients pour lesquels aucun code de communication ne peut être établi, faute de contrôle moteur, y compris des yeux. Un test sur trois patients souffrant d'une SLA à un stade CLIS a montré une classification en essai unique allant de 60 à 80%, selon les patients et les sessions. Un tel type d'ICM pourrait permettre de restaurer une certaine forme de communication très basique chez les patients les plus gravement atteints.

2. ICM et questions éthiques

Le monde des interfaces cerveau-machine est un domaine de recherche très jeune mais dont les perspectives d'applications soulèvent déjà de nombreuses questions éthiques. À titre d'exemple, le recueil du consentement chez des patients qui sont dans l'impossibilité de communiquer, l'analyse du rapport bénéfice sur risque ou encore l'attribution de la responsabilité en cas d'accident lié à l'utilisation d'une neuroprothèse représentent des questions éthiques qu'il semble important de se poser dès aujourd'hui. D'autre part, les recherches actuelles ouvrent la voie vers des applications innovantes dont il nous faut imaginer dès maintenant les contours et les éventuels risques.
En 2010, une enquête a été réalisée auprès de 145 personnes (pour la grande majorité des étudiants en thèse et des chercheurs, ainsi que quelques médecins, psychologues, utilisateurs, etc.), afin de recueillir leur opinion sur certaines de ces questions (Nijboer et al., 2011). Les principaux résultats de cette étude sont rapportés ci-après, dans les trois premiers points de cette section.

2.1. Recueil de consentement pour des patients non-communicants

Alors que les patients souffrant de syndrome d'enfermement ou au stade LIS de la SLA peuvent généralement communiquer des décisions binaires à l'aide de mouvements oculaires, il n'en est pas de même pour les patients au stade CLIS de la SLA, pour lesquels toute activité musculaire a disparu. Généralement, la loi prévoie que le représentant légal du patient prenne les décisions à la place de celui-ci. C'est également le cas pour des patients dans le coma, mais il peut sembler délicat d'agir de la même manière avec des patients totalement conscients de leur état, en l'absence ou presque de déficit cognitif. Environ 70% des personnes interrogées par Nijboer et al. (2011) sont d'accord pour suivre la décision du représentant légal, que celle-ci soit positive ou négative vis-à-vis d'une utilisation des ICM. Toutefois, certaines personnes interrogées ont commenté leur décision en précisant qu'elle dépendait du caractère invasif ou non de l'ICM utilisée. D'autres proposent de faire remplir un testament de vie aux patients souffrant de SLA, avant que le stade CLIS de non-communication ne soit atteint. En effet, la plupart des patients ne donnent pas de consigne, même concernant des questions aussi basiques que l'utilisation de la trachéotomie en cas d'insuffisance respiratoire. La mise en place d'une telle procédure semble essentielle. D'autres enfin sont farouchement opposés au fait de ne pas essayer d'utiliser une ICM systématiquement : d'après eux, il ne serait pas éthique de ne pas tenter d'aider ces patients.
Si le P300-Speller fonctionnait chez ces patients, il pourrait être envisagé d'utiliser cette technologie afin de restaurer une forme de communication permettant d'évaluer l'opinion du patient sur l'utilisation des ICM. Veut-il continuer à utiliser cette ICM ? Veut-il — le cas échéant — subir une opération chirurgicale lui permettant d'utiliser une ICM invasive ? Ces questions devraient bien entendu être posées à plusieurs reprises pour s'assurer de la compréhension de la question et de la fiabilité de la réponse, et être précédées par une explication claire, complète et objective de l'intérêt

et des risques liés à la décision à prendre. Il en va de même lors du recueil de consentement chez des patients communiquant par la voie d'une activité musculaire résiduelle : il est essentiel et requis par la loi que le patient soit pleinement informé des enjeux de la décision qu'il pourrait prendre.

2.2. Évaluation du rapport bénéfice sur risque

La déclaration d'Helsinki, élaborée par l'association médicale mondiale, est une déclaration de principes éthiques fournissant des recommandations aux médecins et autres participants à la recherche médicale sur des êtres vivants. Cette déclaration stipule qu'une étude médicale ne doit être mise en place que si les bénéfices escomptés dépassent les risques. Cette déclaration peut s'appliquer au cas des ICM. Reste encore à évaluer correctement les risques et les bénéfices liés à l'utilisation d'une ICM.
La grande majorité des personnes interrogées par Nijboer et al. (2011) estiment que les bénéfices dépassent les risques lors de l'utilisation d'ICM non invasives chez des patients dans un état d'enfermement. La plupart estiment qu'une ICM peut assister le patient et aider la famille. Une ICM peut contribuer à améliorer la qualité de vie de certains patients et ainsi conduire ceux-ci à réviser leur éventuel refus d'une assistance respiratoire ou cardiaque. En revanche, seules 25% des personnes interrogées estiment qu'il en va de même pour les ICM invasives, dont les risques semblent encore trop importants ou trop difficiles à évaluer.
A titre personnel, je partage l'avis de la majorité des personnes interrogées : s'il me semble éthiquement acceptable d'utiliser des ICM non invasives chez les patients, et même chez les sujets sains, dans le cas de jeu vidéo par exemple, je suis beaucoup plus réticente vis-à-vis de l'utilisation d'ICM invasives qui nécessitent une opération chirurgicale, avec les dangers que cela implique. Toutefois, le cas de la SLA au stade CLIS est si handicapant qu'il aurait tendance à remettre en cause cette méfiance naturelle vis-à-vis de l'implantation d'électrodes. Dans le cas où le patient – informé sur le sujet — serait favorable à ce type de procédure, je n'y verrais pas d'objection.

2.3. Attribution de la responsabilité en cas d'accident

Imaginons une neuroprothèse ou un fauteuil roulant contrôlé par une ICM. En cas d'accident causé par l'ICM, qui serait responsable ? La majorité des personnes interrogées dans l'étude de Nijboer et al. (2011), de même que certains auteurs de papiers publiés précédemment (Clausen, 2009; Tamburrini, 2009) estiment que l'utilisateur est responsable des actions exécutées et des messages transmis par l'ICM. Toutefois, d'après certaines personnes interrogées, cette responsabilité peut être modulée en fonction de plusieurs paramètres : la précision de l'ICM, la connaissance qu'a l'utilisateur de cette précision, l'état de fonctionnement de l'ICM et l'état psychologique de l'utilisateur au moment de l'accident, ainsi que la compétence de l'utilisateur. En effet, il semble normal qu'un individu soit responsable de ses actions, qu'elles passent par la voie classique définie par les nerfs et les muscles ou qu'elles soient transmises directement à une machine via une ICM, si celle-ci est suffisamment précise. Reste à définir le terme « suffisamment ». Mais comme l'explique Clausen (2009), les êtres humains sont régulièrement amenés à commander des outils dangereux et plus ou moins imprédictibles tels que des armes à feu ou même des voitures. Les ICM ne seraient alors qu'un cas particulier d'utilisation d'un outil très sophistiqué.

2.4. Utilisation des ICM par des sujets sains

À l'origine, les ICM ont été pensées et développées pour venir en aide aux patients très sévèrement handicapés. Que ce soit pour remplacer une fonction déficiente (dans le cas des neuroprothèses ou des ICM non invasives s'appuyant sur l'imagerie motrice ou sur des réponses évoquées), ou que ce

soit pour traiter un symptôme (par stimulation cérébrale profonde ou neurofeedback), les ICM sont développées dans un but médical et clinique. Toutefois, l'utilisation d'ICM par des sujets sains n'est pas à exclure, du moment que les bénéfices potentiels dépassent les risques. Les ICM non invasives développées dans un but ludique semblent correspondre à ces critères. En effet, elles sont a priori sans danger pour l'utilisateur. Cependant, certaines voies de recherche pourraient amener à une utilisation plus controversée de ces technologies. Quelques exemples sont discutés dans les paragraphes suivants.

Ces dernières années, des équipes de recherche ont essayé de mettre au point des détecteurs de mensonges exploitant l'activité cérébrale (Al-Sagban et al., 2008), ainsi que des détecteurs d'états de vigilance (Ji et al., 2011). Bien que ces systèmes ne soient pas systématiquement considérés comme des ICM par la communauté scientifique (Nijboer et al., 2011) (Figure 1, p.16), ils méritent d'être cités dans cette partie car ils soulèvent des questions éthiques. Dans quelle condition de tels systèmes seraient-ils utilisés ? Est-ce qu'un jour prochain, la justice française utilisera des informations recueillies via une ICM pour décider de la culpabilité ou de l'innocence d'un suspect ? Peut-on faire confiance aux ICM pour ce type d'enjeux ? Est-ce pire de faire confiance à une ICM, alors que la justice fait déjà confiance à des tests génétiques qui s'avèrent pourtant parfois très peu fiables[98] ? Est-ce que les patrons pourront un jour surveiller l'état de vigilance de leurs employés grâce aux ICM ? Et surtout, est-ce que nous voulons d'une telle société ?
L'EEG est déjà utilisée comme « détecteur de mensonges » dans le domaine judiciaire de manière régulière en Inde. Pour avoir travaillé pendant trois ans sur des données acquises en EEG et avoir appréhendé la variabilité des réponses électrophysiologiques intra et interindividuelle, ainsi que la difficulté d'interpréter les réponses moyennes au niveau individuel, j'avoue être assez inquiète quant à l'utilisation de l'EEG dans le domaine de la justice. D'autant qu'il semble que la détection de mensonges s'appuyant sur des données neurophysiologiques influence beaucoup plus un jury qu'une détection de mensonges utilisant d'autres types de marqueurs (McCabe et al., 2011). En 2010, un magistrat de l'état du Tenessee (USA) a refusé d'utiliser une telle technologie comme élément de preuve lors d'un procès (Miller, 2010). Après une étude approfondie impliquant des témoignages de divers scientifiques, le juge a conclu que cette technologie ne répondait pas aux critères nécessaires pour une utilisation dans le domaine juridique, à savoir un taux d'erreurs faible et une forte acceptation par la communauté scientifique. Toutefois, cette décision n'implique pas que cette technologie ne sera jamais utilisée aux USA, mais seulement que des progrès restent à faire en termes de précision.
Concernant la détection des états de vigilance (Jung et al., 1997; Ji et al., 2011), une telle technologie parait intéressante pour une utilisation dans les métiers dangereux qui nécessitent une forte concentration. On peut imaginer un système d'alarme qui se déclencherait si l'état de vigilance d'une personne passe en dessous d'un certain seuil (Tsai et al., 2009), permettant ainsi d'éviter de nombreux accidents. En effet, 15 à 20% des accidents de la route impliquant des conducteurs professionnels semblent s'expliquer par un endormissement au volant (Akerstedt, 2000). De même, la plupart des catastrophes dues à des erreurs humaines ont eu lieu au milieu de la nuit (Tchernobyl, l'explosion d'une usine de produits chimiques à Bophal, l'accident nucléaire de Three Mile Island, le naufrage du pétrolier Exxon Valdez…), à un moment où l'état de vigilance des personnes impliquées n'était pas optimal. Toutefois, la communauté scientifique alarme parfois sur le risque à long terme de l'utilisation de tels systèmes pour permettre à des employeurs de surveiller leurs employés (Nijboer et al., 2011; Vlek et al., 2012). À l'heure actuelle, l'EEG est très sensible aux artefacts musculaires, et n'est par conséquent exploitable que si le sujet est pleinement coopératif. Il est tellement facile de perturber le signal qu'il semble difficile d'imaginer un test qui aille à l'encontre de l'intérêt du sujet. Néanmoins, si des systèmes efficaces de surveillance des états de vigilance étaient amenés à être commercialisés, il me semblerait important que leur utilisation soit régie par des lois éthiques, et contrôlée de manière stricte.

[98] http://www.internetactu.net/2010/12/09/adn-quand-les-experts-se-trompent/

Le cas des neuroprothèses implique une procédure invasive qui repose la question du rapport bénéfices sur risques. Quel est le bénéfice de l'utilisation d'une neuroprothèse pour un sujet sain ? La communauté scientifique n'est pas unanime sur la question (Clausen, 2008). Certains estiment que la vie est un cadeau, et qu'il faut l'apprécier telle quelle, tandis que d'autres considèrent qu'il est de notre devoir d'être créatif dans l'utilisation des nouvelles technologies afin d'augmenter les capacités humaines. Même dans le domaine des applications cliniques, l'utilisation des neuroprothèses ne fait pas l'unanimité. La communauté sourde notamment voit d'un très mauvais œil les implants cochléaires (Clausen, 2009). Ces personnes ne considèrent pas la surdité comme un handicap qui doit être corrigé, mais comme une partie de leur vie qu'ils acceptent très bien. Vouloir corriger à tout prix cette particularité est parfois décrit comme une « tyrannie de la normalité » qui consiste à modifier les personnes sourdes pour qu'elles soient adaptées à un monde créé par des personnes entendantes, et est interprété comme l'affirmation que les personnes sourdes sont inférieures aux autres.
En 2002, Kevin Warwick, un chercheur britannique, s'est fait implanter une puce électronique dans l'avant-bras dans le but de devenir un cyborg (Warwick, 2004). Directement connectée à son système nerveux, cette puce constituée de 100 microélectrodes lui permet de contrôler un bras robotisé et un fauteuil roulant électrique. Connectées également aux nerfs sensitifs, certaines électrodes peuvent envoyer des informations sensorielles au cerveau, créant ainsi des sensations virtuelles. Quelques temps plus tard, son épouse Irena Warwick s'est également fait implanter une puce moins complexe, connectée par ondes radios à celle de Kevin Warwick. Ainsi, les mouvements de la main d'Irena Warwick étaient ressentis de manière artificielle par Kevin Warwick. Cette expérience est le premier pas vers une transformation de l'humanité en cyborg, qui pose la question de la limite entre l'être humain et le robot, et de l'identité humaine. Une application à large échelle de ce type de technologies chez l'homme sain est encore très futuriste, mais à l'heure où la réalité rattrape la fiction, il est temps de se poser les bonnes questions afin de décider si l'on souhaite augmenter l'être humain, et jusqu'à quel point.

Je n'ai pas les réponses à toutes ces questions, j'estime seulement qu'il est intéressant de les soulever, afin qu'une réflexion globale ait lieu dans les années à venir. Si personne ne remet en cause la poursuite des recherches sur les ICM, certains alertent sur une possible révolution de notre perception de soi et recommandent la plus grande prudence (Blanke and Aspell, 2009). À titre personnel, j'ai tendance à penser que les questions éthiques ne devraient pas limiter la recherche fondamentale, car celle-ci devrait être uniquement au service de la Science, et pas de la société. De mon point de vue, les questions éthiques doivent être transférées des chercheurs vers les citoyens, et des domaines théoriques vers les domaines applicatifs. Ce sont les citoyens qui doivent débattre de la société dans laquelle ils souhaitent évoluer, et c'est à eux, à travers le législateur représentant, de définir un cadre légal aux recherches et à leurs applications. Toutefois, les chercheurs étant en première ligne, ils sont le plus à même de prévoir les applications de demain. Les ICM n'échappent pas à cette règle et confèrent aux chercheurs un devoir de questionnement éthique et d'information auprès du grand public. Comme le disait si bien Romain Gary : *"Le paradoxe de la science est qu'il n'y a qu'une réponse à ses méfaits et à ses périls : encore plus de science"* (Mattout, 2011).

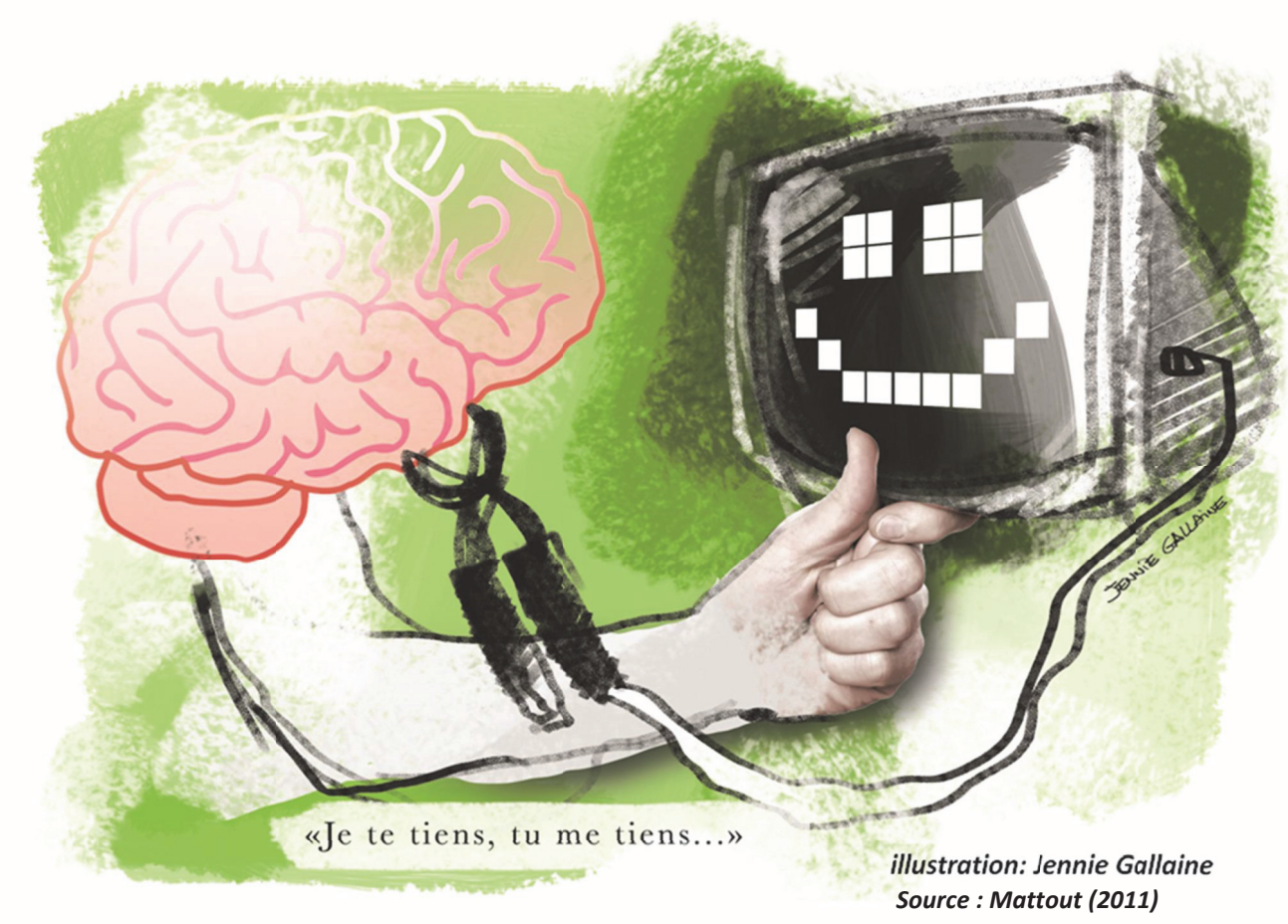


illustration: Jennie Gallaine
Source : Mattout (2011)

Références

Acqualagna L., Treder M.S., Schreuder M. and Blankertz B. 2010 A novel brain-computer interface based on the rapid serial visual presentation paradigm. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc* **2010** 2686-9.

Adrian E.D. and Matthews B.H. 1934 The interpretation of potential waves in the cortex. *J Physiol* **81** 440-71.

Agam Y., Hamalainen M.S., Lee A.K., Dyckman K.A., Friedman J.S., Isom M., Makris N. and Manoach D.S. 2011 Multimodal neuroimaging dissociates hemodynamic and electrophysiological correlates of error processing. *Proc Natl Acad Sci U S A* **108** 17556-61.

Aguera P.E., Jerbi K., Caclin A. and Bertrand O. 2011 Elan: A software package for analysis and visualization of meg, eeg, and lfp signals. *Comput Intell Neurosci* **2011** 158970.

Ahi S.T., Kambara H. and Koike Y. 2011 A dictionary-driven p300 speller with a modified interface. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng* **19** 6-14.

Akerstedt T. 2000 Consensus statement: Fatigue and accidents in transport operations. *Journal of Sleep Research* **9** 395-.

Al-Sagban M., El-Halawani O., Lulu T., Al-Nashash H. and Al-Assaf Y. 2008 Brain computer interface as a forensic tool, IEEE.

Allison B.Z. 2003 P3 or not p3: Toward a better p300 bci. PhD, University of California.

Allison B.Z., Brunner C., Kaiser V., Muller-Putz G.R., Neuper C. and Pfurtscheller G. 2010 Toward a hybrid brain-computer interface based on imagined movement and visual attention. *J Neural Eng* **7** 26007.

Allison B.Z. and Pineda J.A. 2003 Erps evoked by different matrix sizes: Implications for a brain computer interface (bci) system. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng* **11** 110-3.

Allison B.Z. and Pineda J.A. 2006 Effects of soa and flash pattern manipulations on erps, performance, and preference: Implications for a bci system. *Int J Psychophysiol* **59** 127-40.

Aloise F., Arico P., Schettini F., Riccio A., Salinari S., Mattia D., Babiloni F. and Cincotti F. 2012a A covert attention p300-based brain-computer interface: Geospell. *Ergonomics* **55** 538-51.

Aloise F., Schettini F., Arico P., Salinari S., Babiloni F. and Cincotti F. 2012b A comparison of classification techniques for a gaze-independent p300-based brain-computer interface. *J Neural Eng* **9** 045012.

Alwasiti H.H., Aris I. and Jantan A. 2010 Brain computer interface design and applications: Challenges and future. *World Applied Sciences Journal* **11** 819-25.

Ang K.K., Chin Z.Y., Zhang H. and Guan C. 2008 Filter bank common spatial pattern (fbcsp) in brain-computer interface. Neural Networks, 2008. IJCNN 2008. (IEEE World Congress on Computational Intelligence). IEEE International Joint Conference on.

Attina V., Maby E., Bouet R., Gibert G., Mattout J. and Bertrand O. 2008 The importance of individual features for motor-imagery based bci. . 4th International Brain-Computer Interface Workshop & Training Course, Graz, Austria.

Atum Y., Gareis I., Gentiletti G., Acevedo R. and Rufiner L. 2010 Genetic feature selection to optimally detect p300 in brain computer interfaces. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc* **2010** 3289-92.

Baillet S., Mosher J.C. and Leahy R.M. 2001 Electromagnetic brain mapping. *Signal Processing Magazine, IEEE* **18** 14-30.

Balconi M. and Crivelli D. 2010 Frn and p300 erp effect modulation in response to feedback sensitivity: The contribution of punishment-reward system (bis/bas) and behaviour identification of action. *Neurosci Res* **66** 162-72.

Balkany T., Hodges A.V. and Goodman K.W. 1996 Ethics of cochlear implantation in young children. *Otolaryngol Head Neck Surg* **114** 748-55.

Bastos T.F., Muller S.M., Benevides A.B. and Sarcinelli-Filho M. 2011 Robotic wheelchair commanded by ssvep, motor imagery and word generation. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc* **2011** 4753-6.

Belitski A., Farquhar J. and Desain P. 2011 P300 audio-visual speller. *J Neural Eng* **8** 025022.

Bellebaum C. and Daum I. 2008 Learning-related changes in reward expectancy are reflected in the feedback-related negativity. *Eur J Neurosci* **27** 1823-35.

Bellman R. 1957 Dynamic programming, Princeton University Press. .

Benabid A.L., Pollak P., Gervason C., Hoffmann D., Gao D.M., Hommel M., Perret J.E. and de Rougemont J. 1991 Long-term suppression of tremor by chronic stimulation of the ventral intermediate thalamic nucleus. *Lancet* **337** 403-6.

Benabid A.L., Wallace B., Mitrofanis J., Xia R., Piallat B., Chabardes S. and Berger F. 2005 A putative generalized model of the effects and mechanism of action of high frequency electrical stimulation of the central nervous system. *Acta Neurol Belg* **105** 149-57.

Bensch M., Karim A.A., Mellinger J., Hinterberger T., Tangermann M., Bogdan M., Rosenstiel W. and Birbaumer N. 2007 Nessi: An eeg-controlled web browser for severely paralyzed patients. *Comput Intell Neurosci* 71863.

Berger H. 1929 Uber das elektroenkephalogramm des menschen. *Archiv für Psychiatrie und Nervenkrankheiten* **87** 527–70.

Berger T.W., Chapin J.K., A. G.G., McFarland D.J., Principe J.C., Soussou W.V., Taylor D.M. and Tresco P.A. 2007 Wtec panel report on international assessment of research and development in brain-computer interfaces.

Besserve M., Martinerie J. and Garnero L. 2011 Improving quantification of functional networks with eeg inverse problem: Evidence from a decoding point of view. *Neuroimage* **55** 1536-47.

Beverina F., Palmas G., Silvoni S., Piccione F. and Giove S. 2003 User adaptive bcis: Ssvep and p300 based interfaces *PsychNol. J.* **1** 331–54.

Birbaumer N. 2006a Brain-computer-interface research: Coming of age. *Clin Neurophysiol* **117** 479-83.

Birbaumer N. 2006b Breaking the silence: Brain-computer interfaces (bci) for communication and motor control. *Psychophysiology* **43** 517-32.

Birbaumer N. (2010). "Prevalence of locked-in syndrom." GoCognitive. from http://gocognitive.net/interviews/prevalence-locked-syndrom.

Birbaumer N., Ghanayim N., Hinterberger T., Iversen I., Kotchoubey B., Kubler A., Perelmouter J., Taub E. and Flor H. 1999 A spelling device for the paralysed. *Nature* **398** 297-8.

Birbaumer N., Piccione F., Silvoni S. and Wildgruber M. 2012 Ideomotor silence: The case of complete paralysis and brain-computer interfaces (bci). *Psychol Res* **76** 183-91.

Birbaumer N., Ramos Murguialday A., Weber C. and Montoya P. 2009 Neurofeedback and brain-computer interface clinical applications. *Int Rev Neurobiol* **86** 107-17.

Birbaumer N., Strehl U. and Hinterberger T. 2004 Brain–computer interfaces for verbal communication. Neuroprosthetics: Theory and practice G.D.K.H. (Eds.). **2** 1146–57.

Blanke O. and Aspell J.E. 2009 Brain technologies raise unprecedented ethical challenges. *Nature* **458** 703.

Blankertz B., Dornhege G., Krauledat M., Muller K.R., Kunzmann V., Losch F. and Curio G. 2006 The berlin brain-computer interface: Eeg-based communication without subject training. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng* **14** 147-52.

Bobrov P., Frolov A., Cantor C., Fedulova I., Bakhnyan M. and Zhavoronkov A. 2011 Brain-computer interface based on generation of visual images. *PLoS One* **6** e20674.

Boksem M.A., Meijman T.F. and Lorist M.M. 2005 Effects of mental fatigue on attention: An erp study. *Brain Res Cogn Brain Res* **25** 107-16.

Bonfiglio L., Olcese U., Rossi B., Frisoli A., Arrighi P., Greco G., Carozzo S., Andre P., Bergamasco M. and Carboncini M.C. 2012 Cortical source of blink-related delta oscillations and their correlation with levels of consciousness. *Hum Brain Mapp*.

Botvinick M.M., Cohen J.D. and Carter C.S. 2004 Conflict monitoring and anterior cingulate cortex: An update. *Trends Cogn Sci* **8** 539-46.

Bradberry T.J., Gentili R.J. and Contreras-Vidal J.L. 2010 Reconstructing three-dimensional hand movements from noninvasive electroencephalographic signals. *J Neurosci* **30** 3432-7.

Brindley G.S. and Lewin W.S. 1968 The sensations produced by electrical stimulation of the visual cortex. *J Physiol* **196** 479-93.

Brouwer A.M. and van Erp J.B. 2010 A tactile p300 brain-computer interface. *Front Neurosci* **4** 19.

Brunner P., Joshi S., Briskin S., Wolpaw J.R., Bischof H. and Schalk G. 2010 Does the 'p300' speller depend on eye gaze? *J Neural Eng* **7** 056013.

Buch E., Weber C., Cohen L.G., Braun C., Dimyan M.A., Ard T., Mellinger J., Caria A., Soekadar S., Fourkas A. and Birbaumer N. 2008 Think to move: A neuromagnetic brain-computer interface (bci) system for chronic stroke. *Stroke* **39** 910-7.

Burle B., Roger C., Allain S., Vidal F. and Hasbroucq T. 2008 Error negativity does not reflect conflict: A reappraisal of conflict monitoring and anterior cingulate cortex activity. *J Cogn Neurosci* **20** 1637-55.

Butterfield B. and Mangels J.A. 2003 Neural correlates of error detection and correction in a semantic retrieval task. *Brain Res Cogn Brain Res* **17** 793-817.

Cajochen C., Brunner D.P., Krauchi K., Graw P. and Wirz-Justice A. 1995 Power density in theta/alpha frequencies of the waking eeg progressively increases during sustained wakefulness. *Sleep* **18** 890-4.

Caria A., Veit R., Sitaram R., Lotze M., Weiskopf N., Grodd W. and Birbaumer N. 2007 Regulation of anterior insular cortex activity using real-time fmri. *Neuroimage* **35** 1238-46.

Cavanagh J.F., Frank M.J., Klein T.J. and Allen J.J. 2010 Frontal theta links prediction errors to behavioral adaptation in reinforcement learning. *Neuroimage* **49** 3198-209.

Cecotti H. and Rivet B. 2011 One step beyond rows and columns flashes in the p300 speller: A theoretical description. *International Journal of Bioelectromagnetism* **13** 39-41.

Cecotti H., Rivet B., Congedo M., Jutten C., Bertrand O., Maby E. and Mattout J. 2011 A robust sensor-selection method for p300 brain-computer interfaces. *J Neural Eng* **8** 016001.

Chapman R.M. and Bragdon H.R. 1964 Evoked responses to numerical and non-numerical visual stimuli while problem solving. *Nature* **203** 1155-7.

Chavarriaga R., Biasiucci A., Förster K., Roggen D., Tröster G. and del R.M.J. 2010 Adaptation of hybrid human-computer interaction systems using eeg error-related potentials. *32nd Annual International Conference of the IEEE EMBS* 4226-9.

Cheng M., Gao X., Gao S. and Xu D. 2002 Design and implementation of a brain-computer interface with high transfer rates. *IEEE Trans Biomed Eng* **49** 1181-6.

Cincotti F., Kauhanen L., Aloise F., Palomaki T., Caporusso N., Jylanki P., Mattia D., Babiloni F., Vanacker G., Nuttin M., Marciani M.G. and Del R.M.J. 2007 Vibrotactile feedback for brain-computer interface operation. *Comput Intell Neurosci* 48937.

Cipresso P., Carelli L., Solca F., Meazzi D., Meriggi P., Poletti B., Lule D., Ludolph A.C., Silani V. and Riva G. 2012 The use of p300-based bcis in amyotrophic lateral sclerosis: From augmentative and alternative communication to cognitive assessment. *Brain Behav* **2** 479-98.

Clausen J. 2008 Moving minds: Ethical aspects of neural motor prostheses. *Biotechnol J* **3** 1493-501.

Clausen J. 2009 Man, machine and in between. *Nature* **457** 1080-1.

Cohen D. 1968 Magnetoencephalography: Evidence of magnetic fields produced by alpha-rhythm currents. *Science* **161** 784-6.

Cohen D. and Cuffin B.N. 1983 Demonstration of useful differences between magnetoencephalogram and electroencephalogram. *Electroencephalogr Clin Neurophysiol* **56** 38-51.

Cohen M.X. and Ranganath C. 2007 Reinforcement learning signals predict future decisions. *J Neurosci* **27** 371-8.

Coles M.G., Scheffers M.K. and Holroyd C.B. 2001 Why is there an ern/ne on correct trials? Response representations, stimulus-related components, and the theory of error-processing. *Biol Psychol* **56** 173-89.

Crocetti A., Forti S. and Del Bo L. 2011 Neurofeedback for subjective tinnitus patients. *Auris Nasus Larynx* **38** 735-8.

Cruse D., Chennu S., Chatelle C., Bekinschtein T.A., Fernandez-Espejo D., Pickard J.D., Laureys S. and Owen A.M. 2011 Bedside detection of awareness in the vegetative state: A cohort study. *Lancet* **378** 2088-94.

Cruse D., Chennu S., Chatelle C., Fernandez-Espejo D., Bekinschtein T.A., Pickard J.D., Laureys S. and Owen A.M. 2012 Relationship between etiology and covert cognition in the minimally conscious state. *Neurology* **78** 816-22.

Dal Seno B., Matteucci M. and Mainardi L. 2010a Online detection of p300 and error potentials in a bci speller. *Comput Intell Neurosci* 307254.

Dal Seno B., Matteucci M. and Mainardi L.T. 2010b The utility metric: A novel method to assess the overall performance of discrete brain-computer interfaces. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng* **18** 20-8.

Datta A., Cusack R., Hawkins K., Heutink J., Rorden C., Robertson I.H. and Manly T. 2007 The p300 as a marker of waning attention and error propensity. *Comput Intell Neurosci* 93968.

Daucé E., Proix T. and Ralaivola L. In preparation Fast classifier adaptation in non-stationary environments: A policy gradient application to the bci p300-speller “oddball” paradigm.

Dawson G.D. 1951 A summation technique for detecting small signals in a large irregular background. *J Physiol* **115** 2p-3p.

Dayan P. and Niv Y. 2008 Reinforcement learning: The good, the bad and the ugly. *Curr Opin Neurobiol* **18** 185-96.

De Pascalis V., Varriale V. and D'Antuono L. 2010 Event-related components of the punishment and reward sensitivity. *Clin Neurophysiol* **121** 60-76.

deCharms R.C., Christoff K., Glover G.H., Pauly J.M., Whitfield S. and Gabrieli J.D. 2004 Learned regulation of spatially localized brain activation using real-time fmri. *Neuroimage* **21** 436-43.

deCharms R.C., Maeda F., Glover G.H., Ludlow D., Pauly J.M., Soneji D., Gabrieli J.D. and Mackey S.C. 2005 Control over brain activation and pain learned by using real-time functional mri. *Proc Natl Acad Sci U S A* **102** 18626-31.

Delgado J.M. 1952 Responses evoked in waking cat by electrical stimulation of motor cortex. *Am J Physiol* **171** 436-46.

Delgado J.M. and Anand B.K. 1953 Increase of food intake induced by electrical stimulation of the lateral hypothalamus. *Am J Physiol* **172** 162-8.

Delgado J.M., Delgado-Garcia J.M. and Grau C. 1976 Mobility controlled by feedback cerebral stimulation in monkeys. *Physiol Behav* **16** 43-9.

Delgado J.M., Rosvold H.E. and Looney E. 1956 Evoking conditioned fear by electrical stimulation of subcortical structures in the monkey brain. *J Comp Physiol Psychol* **49** 373-80.

Dempster T. and Vernon D. 2009 Identifying indices of learning for alpha neurofeedback training. *Appl Psychophysiol Biofeedback* **34** 309-28.

Desmedt J.E., Debrecker J. and Manil J. 1965 Mise en évidence d’un signe électrique cérébral associé à la détection par le sujet d’un stimulus sensoriel tactile. *Bull Acad R Med Belg* **5** 887-936.

Diez P.F., Mut V.A., Avila Perona E.M. and Laciar Leber E. 2011 Asynchronous bci control using high-frequency ssvep. *J Neuroeng Rehabil* **8** 39.

Djourno A., Eyriès C. and Vallencien B.C.d.l.s.d.b.-m. 1957 De l'excitation électrique du nerf cochléaire chez l'homme, par induction à distance, à l'aide d'un micro-bobinage inclus à demeure *C.R. Soc. Biol.* **151** 423-5.

Dobelle W.H. 2000 Artificial vision for the blind by connecting a television camera to the visual cortex. *ASAIO J* **46** 3-9.

Dobkin B.H. 2007 Brain-computer interface technology as a tool to augment plasticity and outcomes for neurological rehabilitation. *J Physiol* **579** 637-42.

Dohrmann K., Weisz N., Schlee W., Hartmann T. and Elbert T. 2007 Neurofeedback for treating tinnitus. *Prog Brain Res* **166** 473-85.

Donamayor N., Marco-Pallares J., Heldmann M., Schoenfeld M.A. and Munte T.F. 2011 Temporal dynamics of reward processing revealed by magnetoencephalography. *Hum Brain Mapp* **32** 2228-40.

Donamayor N., Schoenfeld M.A. and Munte T.F. 2012 Magneto- and electroencephalographic manifestations of reward anticipation and delivery. *Neuroimage* **62** 17-29.

Donchin E. and Coles M.G.H. 1988 Is the p300 component a manifestation of context updating? *Behavioral and Brain Sciences* **11** 357-427.

Donchin E., Spencer K.M. and Wijesinghe R. 2000 The mental prosthesis: Assessing the speed of a p300-based brain-computer interface. *IEEE Trans Rehabil Eng* **8** 174-9.

Donner T.H. and Siegel M. 2011 A framework for local cortical oscillation patterns. *Trends Cogn Sci* **15** 191-9.

Drummond K. and Shachtman N. (2009). "Pentagon preps soldier telepathy push." Wired Retrieved 21/09/2012, from http://www.wired.com/dangerroom/2009/05/pentagon-preps-soldier-telepathy-push.

Edlinger G. and Guger C. 2011 Social environments, mixed communication and goal-oriented control application using a brain-computer interface. Proceedings of the 6th international conference on Universal access in human-computer interaction: users diversity - Volume Part II. Orlando, FL, *Springer-Verlag* 545-54.

Edlinger G., Holzner C., Groenegress C., Guger C. and Slater M. 2009 Goal-oriented control with brain-computer interface. Proceedings of the 5th International Conference on Foundations of Augmented Cognition. Neuroergonomics and Operational Neuroscience: Held as Part of HCI International 2009. San Diego, CA, *Springer-Verlag* 732-40.

Edlinger G., Holzner C. and Guger C. 2011 A hybrid brain-computer interface for smart home control. Proceedings of the 14th international conference on Human-computer interaction: interaction techniques and environments - Volume Part II. Orlando, FL, *Springer-Verlag* 417-25.

Egner T. and Gruzelier J.H. 2001 Learned self-regulation of eeg frequency components affects attention and event-related brain potentials in humans. *Neuroreport* **12** 4155-9.

Egner T. and Gruzelier J.H. 2003 Ecological validity of neurofeedback: Modulation of slow wave eeg enhances musical performance. *Neuroreport* **14** 1221-4.

Egner T., Zech T.F. and Gruzelier J.H. 2004 The effects of neurofeedback training on the spectral topography of the electroencephalogram. *Clin Neurophysiol* **115** 2452-60.

Elbert T., Birbaumer N., Lutzenberger W. and Rockstroh B. 1979 Biofeedback of slow cortical potentials: Self-regulation of central-autonomic patterns. Biofeedback and self-regulation. H. Erlbaum Pub. Ass., N.J., *Birbaumer and H. Kimmel (Eds.)* 321--37.

Elbert T., Rockstroh B., Lutzenberger W. and Birbaumer N. 1980 Biofeedback of slow cortical potentials. I. *Electroencephalogr Clin Neurophysiol* **48** 293-301.

Eppinger B., Kray J., Mock B. and Mecklinger A. 2008 Better or worse than expected? Aging, learning, and the ern. *Neuropsychologia* **46** 521-39.

Eriksen B. and Eriksen C. 1974 Effects of noise letters upon the identification of a target letter in a nonsearch task. *Attention, Perception, & Psychophysics* **16** 143-9.

Escolano C., Aguilar M. and Minguez J. 2011 Eeg-based upper alpha neurofeedback training improves working memory performance. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc* **2011** 2327-30.

Fabiani M., Gratton G., Karis D. and donchin E. 1987 Definition, identification and reliability of measurement of the p300 component of the event-related brain potential. Advances in psychophysiology. J.R. Jennings, P.K. Achles and M.G.H. Coles. New York, *JAI Press*. **2** 1-78.

Fabiani M., Karis D. and Donchin E. 1986 P300 and recall in an incidental memory paradigm. *Psychophysiology* **23** 298-308.

Falkenstein M., Hohnsbein J., Hoormann J. and Blanke L. 1991 Effects of crossmodal divided attention on late erp components. Ii. Error processing in choice reaction tasks. *Electroencephalogr Clin Neurophysiol* **78** 447-55.

Falkenstein M., Hoormann J., Christ S. and Hohnsbein J. 2000 Erp components on reaction errors and their functional significance: A tutorial. *Biol Psychol* **51** 87-107.

Farwell L.A. and Donchin E. 1988 Talking off the top of your head: Toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials. *Electroencephalogr Clin Neurophysiol* **70** 510-23.

Fazel-Rezai R., Allison B.Z., Guger C., Sellers E.W., Kleih S.C. and Kubler A. 2012 P300 brain computer interface: Current challenges and emerging trends. *Front Neuroeng* **5** 14.

Fazel-Rezai R., Gavett S., Ahmad W., Rabbi A. and Schneider E. 2011 A comparison among several p300 brain-computer interface speller paradigms. *Clin EEG Neurosci* **42** 209-13.

Fazli S., Mehnert J., Steinbrink J., Curio G., Villringer A., Muller K.R. and Blankertz B. 2012 Enhanced performance by a hybrid nirs-eeg brain computer interface. *Neuroimage* **59** 519-29.

Felton E.A., Wilson J.A., Williams J.C. and Garell P.C. 2007 Electrocorticographically controlled brain-computer interfaces using motor and sensory imagery in patients with temporary subdural electrode implants. Report of four cases. *J Neurosurg* **106** 495-500.

Ferrez P.W. and Millan Jdel R. 2007 Eeg-based brain-computer interaction: Improved accuracy by automatic single-trial error detection. 21st Annual Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS).

Ferrez P.W. and Millan Jdel R. 2008a Error-related eeg potentials generated during simulated brain-computer interaction. *IEEE Trans Biomed Eng* **55** 923-9.

Ferrez P.W. and Millan Jdel R. 2008b Simultaneous real-time detection of motor imagery and error-related potentials for improved bci accuracy. 4th International Brain-Computer Interface Workshop & Training Course, Graz, Austria.

Fetz E.E. 1969 Operant conditioning of cortical unit activity. *Science* **163** 955-8.

Finke A., Lenhardt A. and Ritter H. 2009 The mindgame: A p300-based brain-computer interface game. *Neural Netw* **22** 1329-33.

Fitzpatrick T. (2006). "Teenager moves video icons just by imagination " Retrieved 21/09/2012, from http://news.wustl.edu/news/Pages/7800.aspxhttp://news.wustl.edu/news/Pages/7800.aspx .

Fogt D.L., Cooke W.H., Kalns J.E. and Michael D.J. 2011 Linear mixed-effects modeling of the relationship between heart rate variability and fatigue arising from sleep deprivation. *Aviat Space Environ Med* **82** 1104-9.

Foldes S.T., Vinjamuri R.K., Wang W., Weber D.J. and Collinger J.L. 2011 Stability of meg for real-time neurofeedback. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc* **2011** 5778-81.

Folstein J.R. and Van Petten C. 2008 Influence of cognitive control and mismatch on the n2 component of the erp: A review. *Psychophysiology* **45** 152-70.

Foti D., Weinberg A., Dien J. and Hajcak G. 2011 Event-related potential activity in the basal ganglia differentiates rewards from nonrewards: Temporospatial principal components analysis and source localization of the feedback negativity. *Hum Brain Mapp*.

Friedman D., Cycowicz Y.M. and Gaeta H. 2001 The novelty p3: An event-related brain potential (erp) sign of the brain's evaluation of novelty. *Neurosci Biobehav Rev* **25** 355-73.

Friedman D., Simson R., Ritter W. and Rapin I. 1975 The late positive component (p300) and information processing in sentences. *Electroencephalogr Clin Neurophysiol* **38** 255-62.

Friman O., Volosyak I. and Graser A. 2007 Multiple channel detection of steady-state visual evoked potentials for brain-computer interfaces. *IEEE Trans Biomed Eng* **54** 742-50.

Friston K. 2005 A theory of cortical responses. *Philos Trans R Soc Lond B Biol Sci* **360** 815-36.

Friston K., Harrison L., Daunizeau J., Kiebel S., Phillips C., Trujillo-Barreto N., Henson R., Flandin G. and Mattout J. 2008 Multiple sparse priors for the m/eeg inverse problem. *Neuroimage* **39** 1104-20.

Fruitet J., Carpentier A., Munos R. and Clerc M. 2012 Bandit algorithms boost brain computer interfaces for motor-task selection of a brain-controlled button. NIPS conference, Lake Tahoe.

Fukui T. and Morioka T. 1971 The blink method as an assessment of fatigue. *Ergonomics* **14** 23-30.

Furdea A., Halder S., Krusienski D.J., Bross D., Nijboer F., Birbaumer N. and Kubler A. 2009 An auditory oddball (p300) spelling system for brain-computer interfaces. *Psychophysiology* **46** 617-25.

Galan F., Nuttin M., Lew E., Ferrez P.W., Vanacker G., Philips J. and Millan Jdel R. 2008 A brain-actuated wheelchair: Asynchronous and non-invasive brain-computer interfaces for continuous control of robots. *Clin Neurophysiol* **119** 2159-69.

Gehring J.W., Goss B., Coles M.G.H., Meyer D.E. and Donchin E. 1993 A neural system for error detection and compensation. *Psychological Science* **4** 385–90.

Gehring W.J. and Willoughby A.R. 2002 The medial frontal cortex and the rapid processing of monetary gains and losses. *Science* **295** 2279-82.

Gentsch A., Ullsperger P. and Ullsperger M. 2009 Dissociable medial frontal negativities from a common monitoring system for self- and externally caused failure of goal achievement. *Neuroimage* **47** 2023-30.

George L. and Lécuyer A. 2010 An overview of research on passive brain-computer interfaces for implicit human-computer interaction. International conference on applied bionics and biomechanics.

Gevensleben H., Rothenberger A., Moll G.H. and Heinrich H. 2012 Neurofeedback in children with adhd: Validation and challenges. *Expert Rev Neurother* **12** 447-60.

Gibert G., Attina V., Mattout J., Maby E. and Bertrand O. 2008a Size enhancement coupled with intensification of symbols improves p300 speller accuracy. 4th International Brain-Computer Interface Workshop & Training Course, Graz, Austria.

Gibert G., Attina V., Mattout J., Maby E. and Bertrand O. 2008b Size enhancement coupled with intensification of symbols improves p300 speller accuracy. *Proc. 4th International BCI Interface Workshop and Training Course* 250-5.

Gold J.I. and Shadlen M.N. 2007 The neural basis of decision making. *Annu Rev Neurosci* **30** 535-74.

Gonsalvez C.L. and Polich J. 2002 P300 amplitude is determined by target-to-target interval. *Psychophysiology* **39** 388-96.

Grafton S.T., Arbib M.A., Fadiga L. and Rizzolatti G. 1996 Localization of grasp representations in humans by positron emission tomography. 2. Observation compared with imagination. *Exp Brain Res* **112** 103-11.

Grosse-Wentrup M. and Buss M. 2008 Multiclass common spatial patterns and information theoretic feature extraction. *IEEE Trans Biomed Eng* **55** 1991-2000.

Gruber T., Muller M.M. and Keil A. 2002 Modulation of induced gamma band responses in a perceptual learning task in the human eeg. *J Cogn Neurosci* **14** 732-44.

Gruber T., Muller M.M., Keil A. and Elbert T. 1999 Selective visual-spatial attention alters induced gamma band responses in the human eeg. *Clin Neurophysiol* **110** 2074-85.

Guenther F.H., Brumberg J.S., Wright E.J., Nieto-Castanon A., Tourville J.A., Panko M., Law R., Siebert S.A., Bartels J.L., Andreasen D.S., Ehirim P., Mao H. and Kennedy P.R. 2009 A wireless brain-machine interface for real-time speech synthesis. *PLoS One* **4** e8218.

Guger C. 2009 Using a brain/computer interface for smart-home control. *PerAdaMagazine Toward pervasive adaptation*.

Guger C., Daban S., Sellers E., Holzner C., Krausz G., Carabalona R., Gramatica F. and Edlinger G. 2009 How many people are able to control a p300-based brain-computer interface (bci)? *Neurosci Lett* **462** 94-8.

Guger C., Krausz G., Allison B.Z. and Edlinger G. 2012 Comparison of dry and gel based electrodes for p300 brain-computer interfaces. *Front Neurosci* **6** 60.

Hajcak G., Holroyd C.B., Moser J.S. and Simons R.F. 2005a Brain potentials associated with expected and unexpected good and bad outcomes. *Psychophysiology* **42** 161-70.

Hajcak G., Moser J.S., Holroyd C.B. and Simons R.F. 2006 The feedback-related negativity reflects the binary evaluation of good versus bad outcomes. *Biol Psychol* **71** 148-54.

Hajcak G., Moser J.S., Holroyd C.B. and Simons R.F. 2007 It's worse than you thought: The feedback negativity and violations of reward prediction in gambling tasks. *Psychophysiology* **44** 905-12.

Hajcak G., Moser J.S., Yeung N. and Simons R.F. 2005b On the ern and the significance of errors. *Psychophysiology* **42** 151-60.

Halder S., Agorastos D., Veit R., Hammer E.M., Lee S., Varkuti B., Bogdan M., Rosenstiel W., Birbaumer N. and Kubler A. 2011 Neural mechanisms of brain-computer interface control. *Neuroimage* **55** 1779-90.

Halgren E., Raij T., Marinkovic K., Jousmaki V. and Hari R. 2000 Cognitive response profile of the human fusiform face area as determined by meg. *Cereb Cortex* **10** 69-81.

Hammer B.U., Colbert A.P., Brown K.A. and Ilioi E.C. 2011 Neurofeedback for insomnia: A pilot study of z-score smr and individualized protocols. *Appl Psychophysiol Biofeedback* **36** 251-64.

Hammond D.C. 2005 Neurofeedback with anxiety and affective disorders. *Child Adolesc Psychiatr Clin N Am* **14** 105-23, vii.

Hardt J.V. and Kamiya J. 1976 Conflicting results in eeg alpha feedback studies. *Applied Psychophysiology and Biofeedback* **1** 63-75.

Henson R.N., Mouchlianitis E. and Friston K.J. 2009 Meg and eeg data fusion: Simultaneous localisation of face-evoked responses. *Neuroimage* **47** 581-9.

Herrmann M.J., Rommler J., Ehlis A.C., Heidrich A. and Fallgatter A.J. 2004 Source localization (loreta) of the error-related-negativity (ern/ne) and positivity (pe). *Brain Res Cogn Brain Res* **20** 294-9.

Hirvonen K., Puttonen S., Gould K., Korpela J., Koefoed V.F. and Muller K. 2010 Improving the saccade peak velocity measurement for detecting fatigue. *J Neurosci Methods* **187** 199-206.

Hochberg L.R., Bacher D., Jarosiewicz B., Masse N.Y., Simeral J.D., Vogel J., Haddadin S., Liu J., Cash S.S., van der Smagt P. and Donoghue J.P. 2012 Reach and grasp by people with tetraplegia using a neurally controlled robotic arm. *Nature* **485** 372-5.

Hochberg L.R., Serruya M.D., Friehs G.M., Mukand J.A., Saleh M., Caplan A.H., Branner A., Chen D., Penn R.D. and Donoghue J.P. 2006 Neuronal ensemble control of prosthetic devices by a human with tetraplegia. *Nature* **442** 164-71.

Hoffmann U., Vesin J.M. and Ebrahimi T. 2006 Spatial filters for the classification of event-related potentials. 14th European Symposium on Artificial Neural Networks, Bruges, Belgium.

Hohne J., Schreuder M., Blankertz B. and Tangermann M. 2010 Two-dimensional auditory p300 speller with predictive text system. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc* **2010** 4185-8.

Holroyd C.B. and Coles M.G. 2002 The neural basis of human error processing: Reinforcement learning, dopamine, and the error-related negativity. *Psychol Rev* **109** 679-709.

Holroyd C.B. and Coles M.G. 2008 Dorsal anterior cingulate cortex integrates reinforcement history to guide voluntary behavior. *Cortex* **44** 548-59.

Holroyd C.B., Dien J. and Coles M.G. 1998 Error-related scalp potentials elicited by hand and foot movements: Evidence for an output-independent error-processing system in humans. *Neurosci Lett* **242** 65-8.

Holroyd C.B., Hajcak G. and Larsen J.T. 2006 The good, the bad and the neutral: Electrophysiological responses to feedback stimuli. *Brain Res* **1105** 93-101.

Holroyd C.B. and Krigolson O.E. 2007 Reward prediction error signals associated with a modified time estimation task. *Psychophysiology* **44** 913-7.

Holroyd C.B., Krigolson O.E., Baker R., Lee S. and Gibson J. 2009 When is an error not a prediction error? An electrophysiological investigation. *Cogn Affect Behav Neurosci* **9** 59-70.

Holroyd C.B., Larsen J.T. and Cohen J.D. 2004 Context dependence of the event-related brain potential associated with reward and punishment. *Psychophysiology* **41** 245-53.

Holroyd C.B., Nieuwenhuis S., Yeung N. and Cohen J.D. 2003 Errors in reward prediction are reflected in the event-related brain potential. *Neuroreport* **14** 2481-4.

Holroyd C.B., Pakzad-Vaezi K.L. and Krigolson O.E. 2008 The feedback correct-related positivity: Sensitivity of the event-related brain potential to unexpected positive feedback. *Psychophysiology* **45** 688-97.

Holtmann M., Steiner S., Hohmann S., Poustka L., Banaschewski T. and Bolte S. 2011 Neurofeedback in autism spectrum disorders. *Dev Med Child Neurol* **53** 986-93.

Hong B., Guo F., Liu T., Gao X. and Gao S. 2009 N200-speller using motion-onset visual response. *Clin Neurophysiol* **120** 1658-66.

Hopkin M. 2007 Implant boosts activity in injured brain. *Nature* **448** 522.

Horgan J. 2005 The forgotten era of brain chips. *Sci Am* **293** 66-73.

Horst R.L., Johnson R., Jr. and Donchin E. 1980 Event-related brain potentials and subjective probability in a learning task. *Mem Cognit* **8** 476-88.

Hughes R.A. and Rees J.H. 1997 Clinical and epidemiologic features of guillain-barre syndrome. *J Infect Dis* **176 Suppl 2** S92-8.

Humphrey D.G., Kramer A.F. and Stanny R.R. 1994 Influence of extended wakefulness on automatic and nonautomatic processing. *Hum Factors* **36** 652-69.

Inzlicht M. and Al-Khindi T. 2012 Ern and the placebo: A misattribution approach to studying the arousal properties of the error-related negativity. *J Exp Psychol Gen*.

Iturrate I., Antelis J.M., Kubler A. and Minguez J. 2009 A noninvasive brain-actuated wheelchair based on a p300 neurophysiological protocol and automated navigation. *Robotics, IEEE Transactions on* **25** 614-27.

Jerbi K., Vidal J.R., Mattout J., Maby E., Lecaignard F., Ossandon T., Hamamé C.M., Dalal S.S., Bouet R., Lachaux J.P., Leahy R.M., Baillet S., Garnero L., Delpuech C. and Bertrand O. 2011 Inferring hand movement kinematics from meg, eeg and intracranial eeg: From brain-machine interfaces to motor rehabilitation. *IRBM* **32** 8-18.

Ji H., Li J., Cao L. and Wang D. 2011 A eeg-based brain computer interface system towards applicable vigilance monitoring. Foundations of intelligent systems. Y. Wang and T. Li, *Springer Berlin Heidelberg*. **122** 743-9.

Jin J., Allison B.Z., Sellers E.W., Brunner C., Horki P., Wang X. and Neuper C. 2011a An adaptive p300-based control system. *J Neural Eng* **8** 036006.

Jin J., Allison B.Z., Sellers E.W., Brunner C., Horki P., Wang X. and Neuper C. 2011b Optimized stimulus presentation patterns for an event-related potential eeg-based brain-computer interface. *Med Biol Eng Comput* **49** 181-91.

Jin J., Allison B.Z., Wang X. and Neuper C. 2012 A combined brain-computer interface based on p300 potentials and motion-onset visual evoked potentials. *J Neurosci Methods* **205** 265-76.

Jung T.P., Makeig S., Stensmo M. and Sejnowski T.J. 1997 Estimating alertness from the eeg power spectrum 19th Annual International Conference of the IEEE.

Kanoh S., Murayama Y.M., Miyamoto K., Yoshinobu T. and Kawashima R. 2009 A nirs-based brain-computer interface system during motor imagery: System development and online feedback training. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc* **2009** 594-7.

Kanwisher N.G. 1987 Repetition blindness: Type recognition without token individuation. *Cognition* **27** 117-43.

Kaper M., Meinicke P., Grossekathoefer U., Lingner T. and Ritter H. 2004 Bci competition 2003--data set iib: Support vector machines for the p300 speller paradigm. *IEEE Trans Biomed Eng* **51** 1073-6.

Kaper M. and Ritter H. 2004 Generalizing to newsubjects in brain-computer interfacing. 26th IEEE EMBS annual international conference (EMBC).

Karitzky J. and Ludolph A.C. 2001 Imaging and neurochemical markers for diagnosis and disease progression in als. *J Neurol Sci* **191** 35-41.

Kass R.E. and Raftery A.E. 1995 Bayes factors. *Journal of the American Statistical Association* **90** 773-95.

Kathner I., Ruf C.A., Pasqualotto E., Braun C., Birbaumer N. and Halder S. 2012 A portable auditory p300 brain-computer interface with directional cues. *Clin Neurophysiol*.

Kaufmann T., Schulz S.M., Grunzinger C. and Kubler A. 2011 Flashing characters with famous faces improves erp-based brain-computer interface performance. *J Neural Eng* **8** 056016.

Kaufmann T., Vogele C., Sutterlin S., Lukito S. and Kubler A. 2012a Effects of resting heart rate variability on performance in the p300 brain-computer interface. *Int J Psychophysiol* **83** 336-41.

Kaufmann T., Volker S., Gunesch L. and Kubler A. 2012b Spelling is just a click away - a user-centered brain-computer interface including auto-calibration and predictive text entry. *Front Neurosci* **6** 72.

Kennedy P.R. and Bakay R.A. 1998 Restoration of neural output from a paralyzed patient by a direct brain connection. *Neuroreport* **9** 1707-11.

Kim M.S., Kang S.S., Shin K.S., Yoo S.Y., Kim Y.Y. and Kwon J.S. 2006 Neuropsychological correlates of error negativity and positivity in schizophrenia patients. *Psychiatry Clin Neurosci* **60** 303-11.

Kim S.Y., Sadda S., Humayun M.S., de Juan E., Jr., Melia B.M. and Green W.R. 2002a Morphometric analysis of the macula in eyes with geographic atrophy due to age-related macular degeneration. *Retina* **22** 464-70.

Kim S.Y., Sadda S., Pearlman J., Humayun M.S., de Juan E., Jr., Melia B.M. and Green W.R. 2002b Morphometric analysis of the macula in eyes with disciform age-related macular degeneration. *Retina* **22** 471-7.

Kleih S.C., Nijboer F., Halder S. and Kubler A. 2010 Motivation modulates the p300 amplitude during brain-computer interface use. *Clin Neurophysiol* **121** 1023-31.

Klemm W.R. 1972 Theta rhythm and memory. *Science* **176** 1449.

Klimesch W., Sauseng P. and Hanslmayr S. 2007 Eeg alpha oscillations: The inhibition-timing hypothesis. *Brain Res Rev* **53** 63-88.

Klobassa D.S., Vaughan T.M., Brunner P., Schwartz N.E., Wolpaw J.R., Neuper C. and Sellers E.W. 2009 Toward a high-throughput auditory p300-based brain-computer interface. *Clin Neurophysiol* **120** 1252-61.

Knutson B., Westdorp A., Kaiser E. and Hommer D. 2000 Fmri visualization of brain activity during a monetary incentive delay task. *Neuroimage* **12** 20-7.

Koivisto M. and Revonsuo A. 2008 Comparison of event-related potentials in attentional blink and repetition blindness. *Brain Res* **1189** 115-26.

Kotchoubey B., Schneider D., Schleichert H., Strehl U., Uhlmann C., Blankenhorn V., Froscher W. and Birbaumer N. 1996 Self-regulation of slow cortical potentials in epilepsy: A retrial with analysis of influencing factors. *Epilepsy Res* **25** 269-76.

Kreech D. 1966 Controlling the mind controllers. *THINK* **32**.

Kreilinger A., Neuper C. and Muller-Putz G.R. 2012 Error potential detection during continuous movement of an artificial arm controlled by brain-computer interface. *Med Biol Eng Comput*.

Kremlacek J., Kuba M., Kubova Z., Langrova J., Vit F. and Szanyi J. 2007 Within-session reproducibility of motion-onset veps: Effect of adaptation/habituation or fatigue on n2 peak amplitude and latency. *Doc Ophthalmol* **115** 95-103.

Kringelbach M.L., Jenkinson N., Green A.L., Owen S.L., Hansen P.C., Cornelissen P.L., Holliday I.E., Stein J. and Aziz T.Z. 2007 Deep brain stimulation for chronic pain investigated with magnetoencephalography. *Neuroreport* **18** 223-8.

Kronegg J., Voloshynovskiy S. and Pun T. 2005 Analysis of bit-rate definitions for brain-computer interfaces. CSREA HCI, Las Vegas.

Krusienski D.J., Sellers E.W., Cabestaing F., Bayoudh S., McFarland D.J., Vaughan T.M. and Wolpaw J.R. 2006 A comparison of classification techniques for the p300 speller. *J Neural Eng* **3** 299-305.

Kubler A. and Birbaumer N. 2008 Brain-computer interfaces and communication in paralysis: Extinction of goal directed thinking in completely paralysed patients? *Clin Neurophysiol* **119** 2658-66.

Kubler A., Furdea A., Halder S., Hammer E.M., Nijboer F. and Kotchoubey B. 2009 A brain-computer interface controlled auditory event-related potential (p300) spelling system for locked-in patients. *Ann N Y Acad Sci* **1157** 90-100.

Kübler A., Halder S., Furdea A. and Hösle A. 2008 Brain painting – bci meets art. 4th International Brain-Computer Interface Workshop and Training Course.

Kubler A. and Kotchoubey B. 2007 Brain-computer interfaces in the continuum of consciousness. *Curr Opin Neurol* **20** 643-9.

Kubler A., Nijboer F., Mellinger J., Vaughan T.M., Pawelzik H., Schalk G., McFarland D.J., Birbaumer N. and Wolpaw J.R. 2005 Patients with als can use sensorimotor rhythms to operate a brain-computer interface. *Neurology* **64** 1775-7.

Kumari M., Badrick E., Chandola T., Adam E.K., Stafford M., Marmot M.G., Kirschbaum C. and Kivimaki M. 2009 Cortisol secretion and fatigue: Associations in a community based cohort. *Psychoneuroendocrinology* **34** 1476-85.

Lachaux J.P., Jerbi K., Bertrand O., Minotti L., Hoffmann D., Schoendorff B. and Kahane P. 2007 Braintv: A novel approach for online mapping of human brain functions. *Biol Res* **40** 401-13.

Lakey C.E., Berry D.R. and Sellers E.W. 2011 Manipulating attention via mindfulness induction improves p300-based brain-computer interface performance. *J Neural Eng* **8** 025019.

Lalor E.C., Kelly S.P., Finucane C., Burke R., Smith R., Reilly R.B. and McDarby G. 2005 Steady-state vep-based brain-computer interface control in an immersive 3d gaming environment. *EURASIP J. Appl. Signal Process.* **2005** 3156-64.

Landers D.M., Petruzzello S.J., Salazar W., Crews D.J., Kubitz K.A., Gannon T.L. and Han M. 1991 The influence of electrocortical biofeedback on performance in pre-elite archers. *Med Sci Sports Exerc* **23** 123-9.

Laurens K.R., Ngan E.T., Bates A.T., Kiehl K.A. and Liddle P.F. 2003 Rostral anterior cingulate cortex dysfunction during error processing in schizophrenia. *Brain* **126** 610-22.

Laureys S., Owen A.M. and Schiff N.D. 2004 Brain function in coma, vegetative state, and related disorders. *Lancet Neurol* **3** 537-46.

Laureys S., Pellas F., Van Eeckhout P., Ghorbel S., Schnakers C., Perrin F., Berre J., Faymonville M.E., Pantke K.H., Damas F., Lamy M., Moonen G. and Goldman S. 2005 The locked-in syndrome : What is it like to be conscious but paralyzed and voiceless? *Prog Brain Res* **150** 495-511.

Lee J.H., Ryu J., Jolesz F.A., Cho Z.H. and Yoo S.S. 2009 Brain-machine interface via real-time fmri: Preliminary study on thought-controlled robotic arm. *Neurosci Lett* **450** 1-6.

Leeb R., Friedman D., Muller-Putz G.R., Scherer R., Slater M. and Pfurtscheller G. 2007a Self-paced (asynchronous) bci control of a wheelchair in virtual environments: A case study with a tetraplegic. *Comput Intell Neurosci* 79642.

Leeb R., Lee F., Keinrath C., Scherer R., Bischof H. and Pfurtscheller G. 2007b Brain-computer communication: Motivation, aim, and impact of exploring a virtual apartment. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng* **15** 473-82.

Legény J., Abad R.V. and Lécuyer A. 2011 Navigating in virtual worlds using a self-paced ssvep-based brain-computer interface with integrated stimulation and real-time feedback. *Presence: Teleoper. Virtual Environ.* **20** 529-44.

Lenhardt A., Kaper M. and Ritter H.J. 2008 An adaptive p300-based online brain-computer interface. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng* **16** 121-30.

Leuthardt E.C., Gaona C., Sharma M., Szrama N., Roland J., Freudenberg Z., Solis J., Breshears J. and Schalk G. 2011 Using the electrocorticographic speech network to control a brain-computer interface in humans. *J Neural Eng* **8** 036004.

Leuthardt E.C., Schalk G., Wolpaw J.R., Ojemann J.G. and Moran D.W. 2004 A brain-computer interface using electrocorticographic signals in humans. *J Neural Eng* **1** 63-71.

Levesque J., Beauregard M. and Mensour B. 2006 Effect of neurofeedback training on the neural substrates of selective attention in children with attention-deficit/hyperactivity disorder: A functional magnetic resonance imaging study. *Neurosci Lett* **394** 216-21.

Litvak V. and Friston K. 2008 Electromagnetic source reconstruction for group studies. *Neuroimage* **42** 1490-8.

Litvak V., Mattout J., Kiebel S., Phillips C., Henson R., Kilner J., Barnes G., Oostenveld R., Daunizeau J., Flandin G., Penny W. and Friston K. 2011 Eeg and meg data analysis in spm8. *Comput Intell Neurosci* **2011** 852961.

Liu J., Perdoni C. and He B. 2011a Hand movement decoding by phase-locking low frequency eeg signals. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc* **2011** 6335-8.

Liu Y., Zhou Z. and Hu D. 2011b Gaze independent brain-computer speller with covert visual search tasks. *Clin Neurophysiol* **122** 1127-36.

Lofthouse N., Arnold L.E., Hersch S., Hurt E. and DeBeus R. 2012 A review of neurofeedback treatment for pediatric adhd. *J Atten Disord* **16** 351-72.

Long J., Li Y., Wang H., Yu T., Pan J. and Li F. 2012 A hybrid brain computer interface to control the direction and speed of a simulated or real wheelchair. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*.

Lopez-Larraz E., Iturrate I., Montesano L. and Minguez J. 2010 Real-time recognition of feedback error-related potentials during a time-estimation task. *32nd Annual International Conference of the IEEE EMBS* 2670-73.

Lorist M.M., Klein M., Nieuwenhuis S., De Jong R., Mulder G. and Meijman T.F. 2000 Mental fatigue and task control: Planning and preparation. *Psychophysiology* **37** 614-25.

Lotte F., van Langhenhove A., Lamarche F., Ernest T., Renard Y., Arnaldi B. and Lécuyer A. 2010 Exploring large virtual environments by thoughts using a brain–computer interface based on motor imagery and high-level commands. *Presence: Teleoperators and Virtual Environments* **19** 54-70.

Lotze M., Montoya P., Erb M., Hulsmann E., Flor H., Klose U., Birbaumer N. and Grodd W. 1999 Activation of cortical and cerebellar motor areas during executed and imagined hand movements: An fmri study. *J Cogn Neurosci* **11** 491-501.

Luck S.J. 2005 An introduction to the event-related potential technique. *Cambridge, MA: MIT Press*.

Lutz A., Greischar L.L., Rawlings N.B., Ricard M. and Davidson R.J. 2004 Long-term meditators self-induce high-amplitude gamma synchrony during mental practice. *Proc Natl Acad Sci U S A* **101** 16369-73.

Maby E., Gibert G., Aguera P.E., Perrin M., Bertrand O. and Mattout J. 2010 The openvibe p300-speller scenario: A thorough online evaluation. *Human Brain Mapping Conference*.

Maby E., Perrin M., Bertrand O., Sanchez G. and Mattout J. 2012 Bci could make old two-player games even more fun: A proof of concept with "connect four". *Advances in Human-Computer Interaction* **2012** 8 pages.

Maby E., Perrin M., Morlet D., Ruby P., Bertrand O., Ciancia S., Gallifet N., Luauté J. and Mattout J. 2011 Evaluation of the openvibe p300-speller in a locked-in patient. 5th International Brain-Computer Interface Workshop & Training Course, Graz, Austria.

Mahl G.F., Rothenberg A., Delgado J.M. and Hamlin H. 1964 Psychological responses in the human to intracerebral electrical stimulation. *Psychosom Med* **26** 337-68.

Mainy N., Jung J., Baciu M., Kahane P., Schoendorff B., Minotti L., Hoffmann D., Bertrand O. and Lachaux J.P. 2008 Cortical dynamics of word recognition. *Hum Brain Mapp* **29** 1215-30.

Mak J.N., Arbel Y., Minett J.W., McCane L.M., Yuksel B., Ryan D., Thompson D., Bianchi L. and Erdogmus D. 2011 Optimizing the p300-based brain-computer interface: Current status, limitations and future directions. *J Neural Eng* **8** 025003.

Manyakov N.V., Chumerin N., Combaz A. and Van Hulle M.M. 2011 Comparison of classification methods for p300 brain-computer interface on disabled subjects. *Comput Intell Neurosci* **2011** 519868.

Markand O.N. 1990 Alpha rhythms. *J Clin Neurophysiol* **7** 163-89.

Mars R.B., De Bruijn E.R.A., Hulstijn W., Miltner W. and Coles M. 2004 What if i told you: 'You were wrong'? Brain potentials and behavioral adjustments elicited by performance feedback in a time-estimation task. Errors, conflicts, and the brain. Current opinions on performance monitoring. , Leipzig: MPI of Cognitive Neuroscience.

Martens S.M., Hill N.J., Farquhar J. and Scholkopf B. 2009 Overlap and refractory effects in a brain-computer interface speller based on the visual p300 event-related potential. *J Neural Eng* **6** 026003.

Masaki H., Tanaka H., Takasawa N. and Yamazaki K. 2001 Error-related brain potentials elicited by vocal errors. *Neuroreport* **12** 1851-5.

Mathewson K.J., Dywan J., Snyder P.J., Tays W.J. and Segalowitz S.J. 2008 Aging and electrocortical response to error feedback during a spatial learning task. *Psychophysiology* **45** 936-48.

Mattout J. 2011 Des interfaces cerveau-machine. *Santé, médecine et chirurgie* **1** 25-7.

Mattout J. 2012 Brain-computer interfaces: A neuroscience paradigm of social interaction? A matter of perspective. *Front Hum Neurosci* **6** 114.

Mattout J., Phillips C., Penny W.D., Rugg M.D. and Friston K.J. 2006 Meg source localization under multiple constraints: An extended bayesian framework. *Neuroimage* **30** 753-67.

Mayberg H.S., Lozano A.M., Voon V., McNeely H.E., Seminowicz D., Hamani C., Schwalb J.M. and Kennedy S.H. 2005 Deep brain stimulation for treatment-resistant depression. *Neuron* **45** 651-60.

McCabe D.P., Castel A.D. and Rhodes M.G. 2011 The influence of fmri lie detection evidence on juror decision-making. *Behav Sci Law* **29** 566-77.

McCarthy-Jones S. 2012 Taking back the brain: Could neurofeedback training be effective for relieving distressing auditory verbal hallucinations in patients with schizophrenia? *Schizophr Bull* **38** 678-82.

McDermott C.J. and Shaw P.J. 2008 Diagnosis and management of motor neurone disease. *BMJ* **336** 658-62.

McDonald N.J. and Soussou W. 2011 Quasar's qstates cognitive gauge performance in the cognitive state assessment competition 2011. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc* **2011** 6542-6.

McGrogan A., Madle G.C., Seaman H.E. and de Vries C.S. 2009 The epidemiology of guillain-barre syndrome worldwide. A systematic literature review. *Neuroepidemiology* **32** 150-63.

Mellinger J., Schalk G., Braun C., Preissl H., Rosenstiel W., Birbaumer N. and Kubler A. 2007 An meg-based brain-computer interface (bci). *Neuroimage* **36** 581-93.

Millan J.D., Rupp R., Muller-Putz G.R., Murray-Smith R., Giugliemma C., Tangermann M., Vidaurre C., Cincotti F., Kubler A., Leeb R., Neuper C., Muller K.R. and Mattia D. 2010 Combining brain-computer interfaces and assistive technologies: State-of-the-art and challenges. *Front Neurosci* **4**.

Millan J.R. and Mourino J. 2003 Asynchronous bci and local neural classifiers: An overview of the adaptive brain interface project. *Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on* **11** 159-61.

Miller G. 2010 Science and the law. Fmri lie detection fails a legal test. *Science* **328** 1336-7.

Miltner W.H., Lemke U., Weiss T., Holroyd C., Scheffers M.K. and Coles M.G. 2003 Implementation of error-processing in the human anterior cingulate cortex: A source analysis of the magnetic equivalent of the error-related negativity. *Biol Psychol* **64** 157-66.

Miltner W.H.R., Braun, C. H., Coles, M. G. H. 1997 Event-related potentials following incorrect feedback in a time-estimation task: Evidence for a "generic" neural system for error detection. *J Cogn Neurosci* **9** 788-98.

Mink J.W., Walkup J., Frey K.A., Como P., Cath D., Delong M.R., Erenberg G., Jankovic J., Juncos J., Leckman J.F., Swerdlow N., Visser-Vandewalle V. and Vitek J.L. 2006 Patient selection and assessment recommendations for deep brain stimulation in tourette syndrome. *Mov Disord* **21** 1831-8.

Mirghasemi H., Fazel-Rezai R. and Shamsollahi M.B. 2006a Analysis of p300 classifiers in brain computer interface speller. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc* **1** 6205-8.

Mirghasemi H., Shamsollahi M.B. and Fazel-Rezai R. 2006b Assessment of preprocessing on classifiers used in the p300 speller paradigm. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc* **1** 1319-22.

Misulis K.E. 1994 Spehlmann's evoked potential primer. Boston, Mass, USA,, Butterworth-Heinemann.

Monti M.M., Vanhaudenhuyse A., Coleman M.R., Boly M., Pickard J.D., Tshibanda L., Owen A.M. and Laureys S. 2010 Willful modulation of brain activity in disorders of consciousness. *N Engl J Med* **362** 579-89.

Moritz C.T., Perlmutter S.I. and Fetz E.E. 2008 Direct control of paralysed muscles by cortical neurons. *Nature* **456** 639-42.

Mugler E.M., Ruf C.A., Halder S., Bensch M. and Kubler A. 2010 Design and implementation of a p300-based brain-computer interface for controlling an internet browser. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng* **18** 599-609.

Muller-Putz G.R., Scherer R., Brauneis C. and Pfurtscheller G. 2005 Steady-state visual evoked potential (ssvep)-based communication: Impact of harmonic frequency components. *J Neural Eng* **2** 123-30.

Muller-Putz G.R., Zimmermann D., Graimann B., Nestinger K., Korisek G. and Pfurtscheller G. 2007 Event-related beta eeg-changes during passive and attempted foot movements in paraplegic patients. *Brain Res* **1137** 84-91.

Munssinger J.I., Halder S., Kleih S.C., Furdea A., Raco V., Hosle A. and Kubler A. 2010 Brain painting: First evaluation of a new brain-computer interface application with als-patients and healthy volunteers. *Front Neurosci* **4** 182.

Murguialday A.R., Hill J., Bensch M., Martens S., Halder S., Nijboer F., Schoelkopf B., Birbaumer N. and Gharabaghi A. 2011 Transition from the locked in to the completely locked-in state: A physiological analysis. *Clin Neurophysiol* **122** 925-33.

Naatanen R. and Picton T. 1987 The n1 wave of the human electric and magnetic response to sound: A review and an analysis of the component structure. *Psychophysiology* **24** 375-425.

NIDCD. (2011). "Cochlear implants." Retrieved 21/09/2012, from http://www.nidcd.nih.gov/health/hearing/pages/coch.aspx.

Nieuwenhuis S., Holroyd C.B., Mol N. and Coles M.G. 2004 Reinforcement-related brain potentials from medial frontal cortex: Origins and functional significance. *Neurosci Biobehav Rev* **28** 441-8.

Nieuwenhuis S., Ridderinkhof K.R., Blom J., Band G.P. and Kok A. 2001 Error-related brain potentials are differentially related to awareness of response errors: Evidence from an antisaccade task. *Psychophysiology* **38** 752-60.

Nieuwenhuis S., Ridderinkhof K.R., Talsma D., Coles M.G., Holroyd C.B., Kok A. and van der Molen M.W. 2002 A computational account of altered error processing in older age: Dopamine and the error-related negativity. *Cogn Affect Behav Neurosci* **2** 19-36.

Nijboer F., Birbaumer N. and Kubler A. 2010 The influence of psychological state and motivation on brain-computer interface performance in patients with amyotrophic lateral sclerosis - a longitudinal study. *Front Neurosci* **4**.

Nijboer F. and Broermann U. 2010 Brain-computer interface for communication and control in locked-in patients. Brain-computer interfaces - revolutionizing human-computer interaction. Berlin, *Springer Berlin Heidelberg* 185-202.

Nijboer F., Clausen J., Allison B.Z. and Haselager P. 2011 The asilomar survey: Stakeholders' opinions on ethical issues related to brain-computer interface. *Neuroethics*.

Nijboer F., Furdea A., Gunst I., Mellinger J., McFarland D.J., Birbaumer N. and Kubler A. 2008a An auditory brain-computer interface (bci). *J Neurosci Methods* **167** 43-50.

Nijboer F., Sellers E.W., Mellinger J., Jordan M.A., Matuz T., Furdea A., Halder S., Mochty U., Krusienski D.J., Vaughan T.M., Wolpaw J.R., Birbaumer N. and Kubler A. 2008b A p300-based brain-computer interface for people with amyotrophic lateral sclerosis. *Clin Neurophysiol* **119** 1909-16.

Nuttin B., Cosyns P., Demeulemeester H., Gybels J. and Meyerson B. 1999 Electrical stimulation in anterior limbs of internal capsules in patients with obsessive-compulsive disorder. *Lancet* **354** 1526.

Nykopp T. 2001 Statistical modelling issues for the adaptive brain interface, Helsinki University of Technology.

O'Doherty J.E., Lebedev M.A., Ifft P.J., Zhuang K.Z., Shokur S., Bleuler H. and Nicolelis M.A. 2011 Active tactile exploration using a brain-machine-brain interface. *Nature* **479** 228-31.

Okada Y. 1983 Neurogenesis of evoked magnetic fields. Biomagnetism: An interdisciplinary approach. S.H.R. Williamson, G.L.; Kaufman, L.; Modena, I., editors. 399-408.

Olvet D.M. and Hajcak G. 2009 The effect of trial-to-trial feedback on the error-related negativity and its relationship with anxiety. *Cogn Affect Behav Neurosci* **9** 427-33.

Ortner R., Prueckl R., Putz V., Scharinger J., Bruckner M., Schnuerer A. and Guger C. 2011 Accuracy of a p300 speller for differnet conditions: A comparision. 5th International Brain-Computer Interface Workshop & Training Course, Graz, Austria.

Ossandon T., Vidal J.R., Ciumas C., Jerbi K., Hamame C.M., Dalal S.S., Bertrand O., Minotti L., Kahane P. and Lachaux J.P. 2012 Efficient "pop-out" visual search elicits sustained broadband gamma activity in the dorsal attention network. *J Neurosci* **32** 3414-21.

Owen A.M., Coleman M.R., Boly M., Davis M.H., Laureys S. and Pickard J.D. 2006 Detecting awareness in the vegetative state. *Science* **313** 1402.

Pailing P.E. and Segalowitz S.J. 2004 The error-related negativity as a state and trait measure: Motivation, personality, and erps in response to errors. *Psychophysiology* **41** 84-95.

Parra L.C., Spence C.D., Gerson A.D. and Sajda P. 2003 Response error correction--a demonstration of improved human-machine performance using real-time eeg monitoring. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng* **11** 173-7.

Pascual-Marqui R.D., Michel C.M. and Lehmann D. 1994 Low resolution electromagnetic tomography: A new method for localizing electrical activity in the brain. *Int J Psychophysiol* **18** 49-65.

Paskewitz D.A. and Orne M.T. 1973 Visual effects on alpha feedback training. *Science* **181** 360-3.

Pei X., Barbour D.L., Leuthardt E.C. and Schalk G. 2011 Decoding vowels and consonants in spoken and imagined words using electrocorticographic signals in humans. *J Neural Eng* **8** 046028.

Pernier J. 2007 Electro et magnéto encéphalographie : Biophysique, techniques et méthodes. *Paris: Hermes Science, Editions Lavoisier*.

Perrin F., Garcia-Larrea L., Mauguiere F. and Bastuji H. 1999 A differential brain response to the subject's own name persists during sleep. *Clin Neurophysiol* **110** 2153-64.

Perrin M., Maby E., Bouet R., Bertrand O. and Mattout J. 2011 Detecting and interpreting responses to feedback in bci. 5th International Brain-Computer Interface Workshop & Training Course, Graz, Austria.

Perrin M., Maby E., Daligault S., Bertrand O. and Mattout J. 2012 Objective and subjective evaluation of online error correction during p300-based spelling. *Advances in Human-Computer Interaction* **2012** 13 pages.

Perrin M., Maby E., Daligault S., Bertrand O. and Mattout J. In preparation Improving the p300-speller efficiency by adaptive decision.

Pfabigan D.M., Alexopoulos J., Bauer H. and Sailer U. 2011 Manipulation of feedback expectancy and valence induces negative and positive reward prediction error signals manifest in event-related brain potentials. *Psychophysiology*.

Pfurtscheller G. 2000 Spatiotemporal erd/ers patterns during voluntary movement and motor imagery. *Suppl Clin Neurophysiol* **53** 196-8.

Pfurtscheller G., Allison B.Z., Brunner C., Bauernfeind G., Solis-Escalante T., Scherer R., Zander T.O., Mueller-Putz G., Neuper C. and Birbaumer N. 2010 The hybrid bci. *Front Neurosci* **4** 30.

Pfurtscheller G. and Berghold A. 1989 Patterns of cortical activation during planning of voluntary movement. *Electroencephalogr Clin Neurophysiol* **72** 250-8.

Pfurtscheller G., Brunner C., Schlogl A. and Lopes da Silva F.H. 2006a Mu rhythm (de)synchronization and eeg single-trial classification of different motor imagery tasks. *Neuroimage* **31** 153-9.

Pfurtscheller G., Leeb R., Keinrath C., Friedman D., Neuper C., Guger C. and Slater M. 2006b Walking from thought. *Brain Res* **1071** 145-52.

Pfurtscheller G., Neuper C., Schlogl A. and Lugger K. 1998 Separability of eeg signals recorded during right and left motor imagery using adaptive autoregressive parameters. *IEEE Trans Rehabil Eng* **6** 316-25.

Philiastides M.G., Biele G., Vavatzanidis N., Kazzer P. and Heekeren H.R. 2010 Temporal dynamics of prediction error processing during reward-based decision making. *Neuroimage* **53** 221-32.

Philip P., Taillard J., Klein E., Sagaspe P., Charles A., Davies W.L., Guilleminault C. and Bioulac B. 2003 Effect of fatigue on performance measured by a driving simulator in automobile drivers. *J Psychosom Res* **55** 197-200.

Piccione F., Giorgi F., Tonin P., Priftis K., Giove S., Silvoni S., Palmas G. and Beverina F. 2006 P300-based brain computer interface: Reliability and performance in healthy and paralysed participants. *Clin Neurophysiol* **117** 531-7.

Picton T.W. 1992 The p300 wave of the human event-related potential. *J Clin Neurophysiol* **9** 456-79.

Pietschmann M., Simon K., Endrass T. and Kathmann N. 2008 Changes of performance monitoring with learning in older and younger adults. *Psychophysiology* **45** 559-68.

Pinheiro J.C. and Bates D.M. 2000 Mixed-effects models in s and s-plus, Springer.

Pires G., Castelo-Branco M. and Nunes U. 2008 Visual p300-based bci to steer a wheelchair: A bayesian approach. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc* **2008** 658-61.

Pires G., Nunes U. and Castelo-Branco M. 2011 Gibs block speller: Toward a gaze-independent p300-based bci. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc* **2011** 6360-4.

Pires G., Nunes U. and Castelo-Branco M. 2012a Comparison of a row-column speller vs. A novel lateral single-character speller: Assessment of bci for severe motor disabled patients. *Clin Neurophysiol* **123** 1168-81.

Pires G., Nunes U. and Castelo-Branco M. 2012b Statistical spatial filtering for a p300-based bci: Tests in able-bodied, and patients with cerebral palsy and amyotrophic lateral sclerosis. *J Neurosci Methods*.

Plaha P., Ben-Shlomo Y., Patel N.K. and Gill S.S. 2006 Stimulation of the caudal zona incerta is superior to stimulation of the subthalamic nucleus in improving contralateral parkinsonism. *Brain* **129** 1732-47.

Plass-Oude Bos D., Reuderink B., Laar B., Gürkök H., Mühl C., Poel M., Nijholt A. and Heylen D. 2010 Brain-computer interfacing and games. *Brain-Computer Interfaces* 149-78.

Polich J. 2007 Updating p300: An integrative theory of p3a and p3b. *Clin Neurophysiol* **118** 2128-48.

Polich J. and McIsaac H.K. 1994 Comparison of auditory p300 habituation from active and passive conditions. *Int J Psychophysiol* **17** 25-34.

Porro C.A., Francescato M.P., Cettolo V., Diamond M.E., Baraldi P., Zuiani C., Bazzocchi M. and di Prampero P.E. 1996 Primary motor and sensory cortex activation during motor performance and motor imagery: A functional magnetic resonance imaging study. *J Neurosci* **16** 7688-98.

Posse S., Fitzgerald D., Gao K., Habel U., Rosenberg D., Moore G.J. and Schneider F. 2003 Real-time fmri of temporolimbic regions detects amygdala activation during single-trial self-induced sadness. *Neuroimage* **18** 760-8.

Power S.D., Kushki A. and Chau T. 2012 Automatic single-trial discrimination of mental arithmetic, mental singing and the no-control state from prefrontal activity: Toward a three-state nirs-bci. *BMC Res Notes* **5** 141.

Pritchard W.S. 1981 Psychophysiology of p300. *Psychol Bull* **89** 506-40.

Quitadamo L.R., Abbafati M., Cardarilli G.C., Mattia D., Cincotti F., Babiloni F., Marciani M.G. and Bianchi L. 2012 Evaluation of the performances of different p300 based brain-computer interfaces by means of the efficiency metric. *J Neurosci Methods* **203** 361-8.

Rachez A., Proix T., Maby E., Mattout J. and Daucé E. 2011 Direct policygradient for online learning in bci. *International Journal of Bioelectromagnetism* **13** 52-3.

Radtke P. 1994 [art and rehabilitation]. *Rehabilitation (Stuttg)* **33** 61-3.

Ramoser H., Muller-Gerking J. and Pfurtscheller G. 2000 Optimal spatial filtering of single trial eeg during imagined hand movement. *IEEE Trans Rehabil Eng* **8** 441-6.

Ranganath C. and Rainer G. 2003 Neural mechanisms for detecting and remembering novel events. *Nat Rev Neurosci* **4** 193-202.

Ravi kumar C., Rajesh Kumar P., Rajesh V. and Mohd S. 2011 Hybrid eeg and emg error-related potentials for human machine interface. *IJECT* **2**.

Raymond J., Sajid I., Parkinson L.A. and Gruzelier J.H. 2005 Biofeedback and dance performance: A preliminary investigation. *Appl Psychophysiol Biofeedback* **30** 64-73.

Raymond J.E., Shapiro K.L. and Arnell K.M. 1992 Temporary suppression of visual processing in an rsvp task: An attentional blink? *J Exp Psychol Hum Percept Perform* **18** 849-60.

Rebsamen B., Guan C., Zhang H., Wang C., Teo C., Ang M.H., Jr. and Burdet E. 2010 A brain controlled wheelchair to navigate in familiar environments. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng* **18** 590-8.

Regan D. 1989 Human brain electrophysiology: Evoked potentials and evoked magnetic fields in science and medicine. New York, NY, USA, Appleton & Lange.

Renard Y., Lotte F., Gibert G., Congedo M., Maby E., Delannoy V., Bertrand O. and Lécuyer A. 2010 Openvibe: An open-source software platform to design, test, and use brain–computer interfaces in real and virtual environments. *Presence: Teleoperators and Virtual* **19** 35-53.

Reuderink B. and Poel M. 2008 Robustness of the common spatial patterns algorithm in the bci-pipeline.

Rheinberg F., Vollmeyer R. and Burns B.D. 2001 Fam : Ein fragebogen zur erfassung aktueller motivation in lern- und leistungssituationen. *Diagnostica* **47** 57–66.

Riccio A., Leotta F., Aloise F., Bianchi L., Mattia D. and Cincotti F. 2011 Evaluation of a p300 overlaid stimulation for controlling an assistive technology software. *International Journal of Bioelectromagnetism* **13** 141-3.

Rivet B., Cecotti H., Perrin M., Maby E. and Mattout J. 2011 Adaptive training session for a p300 speller brain-computer interface. *J Physiol Paris* **105** 123-9.

Rivet B., Souloumiac A., Attina V. and Gibert G. 2009 Xdawn algorithm to enhance evoked potentials: Application to brain-computer interface. *IEEE Trans Biomed Eng* **56** 2035-43.

Roger C., Benar C.G., Vidal F., Hasbroucq T. and Burle B. 2010 Rostral cingulate zone and correct response monitoring: Ica and source localization evidences for the unicity of correct- and error-negativities. *Neuroimage* **51** 391-403.

Rousseau S. 2012 Influence du retour sensoriel dans les interfaces cerveau-machine eeg : Etude du potentiel d'erreur, Université de Grenoble.

Ruffini G., Dunne S., Farres E., Cester I., Watts P.C., Silva S.P., Grau C., Fuentemilla L., Marco-Pallares J. and Vandecasteele B. 2007 Enobio dry electrophysiology electrode; first human trial plus wireless electrode system. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc* **2007** 6690-4.

Rushworth M.F. and Behrens T.E. 2008 Choice, uncertainty and value in prefrontal and cingulate cortex. *Nat Neurosci* **11** 389-97.

Ryan D.B., Frye G.E., Townsend G., Berry D.R., Mesa G.S., Gates N.A. and Sellers E.W. 2011 Predictive spelling with a p300-based brain-computer interface: Increasing the rate of communication. *Int J Hum Comput Interact* **27** 69-84.

Salvaris M. and Sepulveda F. 2009 Visual modifications on the p300 speller bci paradigm. *J Neural Eng* **6** 046011.

Santos A., Humayun M.S., de Juan E., Jr., Greenburg R.J., Marsh M.J., Klock I.B. and Milam A.H. 1997 Preservation of the inner retina in retinitis pigmentosa. A morphometric analysis. *Arch Ophthalmol* **115** 511-5.

Sato A., Yasuda A., Ohira H., Miyawaki K., Nishikawa M., Kumano H. and Kuboki T. 2005 Effects of value and reward magnitude on feedback negativity and p300. *Neuroreport* **16** 407-11.

Scarf M. 1970 Brain researcher josé delgado asks 'what kind of humans would we like to construct ?'. *New York Times* 153–70.

Schacter D.L. 1977 Eeg theta waves and psychological phenomena: A review and analysis. *Biol Psychol* **5** 47-82.

Schalk G., Miller K.J., Anderson N.R., Wilson J.A., Smyth M.D., Ojemann J.G., Moran D.W., Wolpaw J.R. and Leuthardt E.C. 2008 Two-dimensional movement control using electrocorticographic signals in humans. *J Neural Eng* **5** 75-84.

Schalk G., Wolpaw J.R., McFarland D.J. and Pfurtscheller G. 2000 Eeg-based communication: Presence of an error potential. *Clin Neurophysiol* **111** 2138-44.

Schmidt D., Abel L.A., Dell'Osso L.F. and Daroff R.B. 1979 Saccadic velocity characteristics: Intrinsic variability and fatigue. *Aviat Space Environ Med* **50** 393-5.

Schmidt N.M., Blankertz B. and Treder M.S. 2012 Online detection of error-related potentials boosts the performance of mental typewriters. *BMC Neurosci* **13** 19.

Schneider F., Elbert T., Heimann H., Welker A., Stetter F., Mattes R., Birbaumer N. and Mann K. 1993 Self-regulation of slow cortical potentials in psychiatric patients: Alcohol dependency. *Biofeedback Self Regul* **18** 23-32.

Schneider F., Heimann H., Mattes R., Lutzenberger W. and Birbaumer N. 1992 Self-regulation of slow cortical potentials in psychiatric patients: Depression. *Biofeedback Self Regul* **17** 203-14.

Schultz W. 2002 Getting formal with dopamine and reward. *Neuron* **36** 241-63.

Sellers E.W. and Donchin E. 2006 A p300-based brain-computer interface: Initial tests by als patients. *Clin Neurophysiol* **117** 538-48.

Sellers E.W., Krusienski D.J., McFarland D.J., Vaughan T.M. and Wolpaw J.R. 2006a A p300 event-related potential brain-computer interface (bci): The effects of matrix size and inter stimulus interval on performance. *Biol Psychol* **73** 242-52.

Sellers E.W., Kubler A. and Donchin E. 2006b Brain-computer interface research at the university of south florida cognitive psychophysiology laboratory: The p300 speller. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng* **14** 221-4.

Sellers E.W., Vaughan T.M. and Wolpaw J.R. 2010 A brain-computer interface for long-term independent home use. *Amyotroph Lateral Scler* **11** 449-55.

Serby H., Yom-Tov E. and Inbar G.F. 2005 An improved p300-based brain-computer interface. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng* **13** 89-98.

Shannon C.E. and W. W. 1949 The mathematical theory of communication: Presence of an error potential. *Urbana and Chicago: University of Illinois Press*.

Silvoni S., Volpato C., Cavinato M., Marchetti M., Priftis K., Merico A., Tonin P., Koutsikos K., Beverina F. and Piccione F. 2009 P300-based brain-computer interface communication: Evaluation and follow-up in amyotrophic lateral sclerosis. *Front Neurosci* **3** 60.

Simons R.F. 2010 The way of our errors: Theme and variations. *Psychophysiology* **47** 1-14.

Simson R., Vaughan H.G., Jr. and Ritter W. 1977 The scalp topography of potentials in auditory and visual go/nogo tasks. *Electroencephalogr Clin Neurophysiol* **43** 864-75.

Sirvent J., Azorín J., Iáñez E., Úbeda A. and Fernández E. 2010 P300-based brain-computer interface for internet browsing, trends in practical applications of agents and multiagent systems. Advances in intelligent and soft computing. Y. Demazeau, F. Dignum, J. Corchadoet al, *Springer Berlin / Heidelberg*. **71** 615-22.

Soltani M. and Knight R.T. 2000 Neural origins of the p300. *Crit Rev Neurobiol* **14** 199-224.

Spuler M., Bensch M., Kleih S., Rosenstiel W., Bogdan M. and Kubler A. 2012 Online use of error-related potentials in healthy users and people with severe motor impairment increases performance of a p300-bci. *Clin Neurophysiol* **123** 1328-37.

Sterman M.B. and Egner T. 2006 Foundation and practice of neurofeedback for the treatment of epilepsy. *Appl Psychophysiol Biofeedback* **31** 21-35.

Stern J.A., Boyer D. and Schroeder D. 1994 Blink rate: A possible measure of fatigue. *Hum Factors* **36** 285-97.

Strasser H. 1974 [quantification of human factors by means of heart rate and sinus arrhythmia (indicators of mental load and fatigue) (author's transl)]. *Int Arch Arbeitsmed* **32** 261-87.

Strehl U., Leins U., Goth G., Klinger C., Hinterberger T. and Birbaumer N. 2006 Self-regulation of slow cortical potentials: A new treatment for children with attention-deficit/hyperactivity disorder. *Pediatrics* **118** e1530-40.

Stroop J.R. 1935 Studies of interference in serial verbal reactions. *Journal of Experimental Psychology* **18** 643-62.

Su Y., Qi Y., Luo J., Wu B., Yang F., Li Y., Zhuang Y., Zheng X. and Chen W. 2011 A hybrid brain-computer interface control strategy in a virtual environment. *Journal of Zhejiang University-SCIENCE C (Computers & Electronics)* **12** 351-61.

Sutton R.S. and Barto A.G. 1998 Reinforcement learning: An introduction, MIT Press.

Sutton S., Braren M., Zubin J. and John E.R. 1965 Evoked-potential correlates of stimulus uncertainty. *Science* **150** 1187-8.

Szuromi B., Czobor P., Komlosi S. and Bitter I. 2011 P300 deficits in adults with attention deficit hyperactivity disorder: A meta-analysis. *Psychol Med* **41** 1529-38.

Takano K., Komatsu T., Hata N., Nakajima Y. and Kansaku K. 2009 Visual stimuli for the p300 brain-computer interface: A comparison of white/gray and green/blue flicker matrices. *Clin Neurophysiol* **120** 1562-6.

Tallon-Baudry C. and Bertrand O. 1999 Oscillatory gamma activity in humans and its role in object representation. *Trends Cogn Sci* **3** 151-62.

Talwar S.K., Xu S., Hawley E.S., Weiss S.A., Moxon K.A. and Chapin J.K. 2002 Rat navigation guided by remote control. *Nature* **417** 37-8.

Tamburrini G. 2009 Brain to computer communication: Ethical perspectives on interaction models. *Neuroethics* **2** 137-49.

Tanaka H. 2009 Error positivity is related to attentional control of task switching. *Neuroreport* **20** 820-4.

Taylor D.M., Tillery S.I. and Schwartz A.B. 2002 Direct cortical control of 3d neuroprosthetic devices. *Science* **296** 1829-32.

Tecce J.J. 1972 Contingent negative variation (cnv) and psychological processes in man. *Psychol Bull* **77** 73-108.

Thomas E., Dyson M. and Clerc M. Submitted An analysis of performance evaluation for motor-imagery based bci.

Tops M., van Peer J.M., Wijers A.A. and Korf J. 2006 Acute cortisol administration reduces subjective fatigue in healthy women. *Psychophysiology* **43** 653-6.

Townsend G., LaPallo B.K., Boulay C.B., Krusienski D.J., Frye G.E., Hauser C.K., Schwartz N.E., Vaughan T.M., Wolpaw J.R. and Sellers E.W. 2010 A novel p300-based brain-computer interface stimulus presentation paradigm: Moving beyond rows and columns. *Clin Neurophysiol* **121** 1109-20.

Treder M.S. and Blankertz B. 2010 (c)overt attention and visual speller design in an erp-based brain-computer interface. *Behav Brain Funct* **6** 28.

Tsai P.Y., Hu W., Kuo T.B. and Shyu L.Y. 2009 A portable device for real time drowsiness detection using novel active dry electrode system. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc* **2009** 3775-8.

Tsuchida A., Bhuiyan M. and Oguri K. 2009 Estimation of drowsiness level based on eyelid closure and heart rate variability. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc* **2009** 2543-6.

Ullsperger M. and von Cramon D.Y. 2001 Subprocesses of performance monitoring: A dissociation of error processing and response competition revealed by event-related fmri and erps. *Neuroimage* **14** 1387-401.

Unger K., Heintz S. and Kray J. 2012 Punishment sensitivity modulates the processing of negative feedback but not error-induced learning. *Front Hum Neurosci* **6** 186.

van Leeuwen W.S., Wieneke G., Spoelstra P. and Versteeg H. 1978 Lack of bilateral coherence of mu rhythm. *Electroencephalogr Clin Neurophysiol* **44** 140-6.

Van Veen V. and Carter C.S. 2002 The timing of action-monitoring processes in the anterior cingulate cortex. *J Cogn Neurosci* **14** 593-602.

Velasco F., Velasco M., Velasco A.L., Jimenez F., Marquez I. and Rise M. 1995 Electrical stimulation of the centromedian thalamic nucleus in control of seizures: Long-term studies. *Epilepsia* **36** 63-71.

Velliste M., Perel S., Spalding M.C., Whitford A.S. and Schwartz A.B. 2008 Cortical control of a prosthetic arm for self-feeding. *Nature* **453** 1098-101.

Vernon D., Egner T., Cooper N., Compton T., Neilands C., Sheri A. and Gruzelier J. 2003 The effect of training distinct neurofeedback protocols on aspects of cognitive performance. *Int J Psychophysiol* **47** 75-85.

Vernon D.J. 2005 Can neurofeedback training enhance performance? An evaluation of the evidence with implications for future research. *Appl Psychophysiol Biofeedback* **30** 347-64.

Vidal F., Hasbroucq T., Grapperon J. and Bonnet M. 2000 Is the 'error negativity' specific to errors? *Biol Psychol* **51** 109-28.

Vidal J.J. 1973 Toward direct brain-computer communication. *Annu Rev Biophys Bioeng* **2** 157-80.
Vidal J.J. 1977 Real-time detection of brain events in eeg. *Proceedings of the IEEE* **65** 633-41.
Vidaurre C. and Blankertz B. 2010 Towards a cure for bci illiteracy. *Brain Topogr* **23** 194-8.
Vidaurre C., Sannelli C., Muller K.R. and Blankertz B. 2010 Machine-learning-based coadaptive calibration for brain-computer interfaces. *Neural Comput*.
Visconti G., Dal Seno B., Matteucci M. and Mainardi L. 2008 Automatic recognition of error potentials in a p300-based brain-computer interface. *Proceedings of the 4th international bran-computer interface conference 2008*.
Vitek J.L. 2002 Mechanisms of deep brain stimulation: Excitation or inhibition. *Mov Disord* **17 Suppl 3** S69-72.
Vlek R.J., Steines D., Szibbo D., Kubler A., Schneider M.J., Haselager P. and Nijboer F. 2012 Ethical issues in brain-computer interface research, development, and dissemination. *J Neurol Phys Ther* **36** 94-9.
Vocat R., Pourtois G. and Vuilleumier P. 2008 Unavoidable errors: A spatio-temporal analysis of time-course and neural sources of evoked potentials associated with error processing in a speeded task. *Neuropsychologia* **46** 2545-55.
Waldert S., Preissl H., Demandt E., Braun C., Birbaumer N., Aertsen A. and Mehring C. 2008 Hand movement direction decoded from meg and eeg. *J Neurosci* **28** 1000-8.
Walker J.E. 2010 Using qeeg-guided neurofeedback for epilepsy versus standardized protocols: Enhanced effectiveness? *Appl Psychophysiol Biofeedback* **35** 29-30.
Walker J.E. 2011 Qeeg-guided neurofeedback for recurrent migraine headaches. *Clin EEG Neurosci* **42** 59-61.
Walter W.G. 1959 Intrinsic rhythms of the brain. Handbook of physiology. A.P. Society.
Walter W.G. and Dovey V. 1944 Electoencephalographiny cases of sub-cortical tumour. *J Neurol Neurosurg Psychiatry* **7** 57-65.
Wang G. and Bingo J. 2010 Three-dimensional object recognition learning alters an early erp component of n1. *Clin Neurophysiol* **121** 1473-80.
Warren C.M. and Holroyd C.B. 2012 The impact of deliberative strategy dissociates erp components related to conflict processing vs. Reinforcement learning. *Front Neurosci* **6** 43.
Warwick K. 2004 I, cyborg.
Weiskopf N., Mathiak K., Bock S.W., Scharnowski F., Veit R., Grodd W., Goebel R. and Birbaumer N. 2004 Principles of a brain-computer interface (bci) based on real-time functional magnetic resonance imaging (fmri). *IEEE Trans Biomed Eng* **51** 966-70.
Weiskopf N., Veit R., Erb M., Mathiak K., Grodd W., Goebel R. and Birbaumer N. 2003 Physiological self-regulation of regional brain activity using real-time functional magnetic resonance imaging (fmri): Methodology and exemplary data. *Neuroimage* **19** 577-86.
Wojciulik E. and Kanwisher N. 1999 The generality of parietal involvement in visual attention. *Neuron* **23** 747-64.
Wolpaw J.R. 2007 Brain-computer interfaces as new brain output pathways. *J Physiol* **579** 613-9.
Wolpaw J.R., Birbaumer N., Heetderks W.J., McFarland D.J., Peckham P.H., Schalk G., Donchin E., Quatrano L.A., Robinson C.J. and Vaughan T.M. 2000 Brain-computer interface technology: A review of the first international meeting. *IEEE Trans Rehabil Eng* **8** 164-73.
Wolpaw J.R., Birbaumer N., McFarland D.J., Pfurtscheller G. and Vaughan T.M. 2002 Brain-computer interfaces for communication and control. *Clin Neurophysiol* **113** 767-91.
Wolpaw J.R. and McFarland D.J. 2004 Control of a two-dimensional movement signal by a noninvasive brain-computer interface in humans. *Proc Natl Acad Sci U S A* **101** 17849-54.
Wrase J., Kahnt T., Schlagenhauf F., Beck A., Cohen M.X., Knutson B. and Heinz A. 2007 Different neural systems adjust motor behavior in response to reward and punishment. *Neuroimage* **36** 1253-62.
Yang L., Li J., Yao Y. and Wu X. 2008 [a p300 detection algorithm based on f-score feature selection and support vector machines]. *Sheng Wu Yi Xue Gong Cheng Xue Za Zhi* **25** 23-6, 52.

Yasuda A., Sato A., Miyawaki K., Kumano H. and Kuboki T. 2004 Error-related negativity reflects detection of negative reward prediction error. *Neuroreport* **15** 2561-5.

Yeung N., Holroyd C.B. and Cohen J.D. 2005 Erp correlates of feedback and reward processing in the presence and absence of response choice. *Cereb Cortex* **15** 535-44.

Yeung N. and Sanfey A.G. 2004 Independent coding of reward magnitude and valence in the human brain. *J Neurosci* **24** 6258-64.

Yoo S.S., Fairneny T., Chen N.K., Choo S.E., Panych L.P., Park H., Lee S.Y. and Jolesz F.A. 2004 Brain-computer interface using fmri: Spatial navigation by thoughts. *Neuroreport* **15** 1591-5.

Yoo S.S. and Jolesz F.A. 2002 Functional mri for neurofeedback: Feasibility study on a hand motor task. *Neuroreport* **13** 1377-81.

Yoo S.S., Lee C.U. and Choi B.G. 2001 Human brain mapping of auditory imagery: Event-related functional mri study. *Neuroreport* **12** 3045-9.

Yoss R.E., Moyer N.J. and Hollenhorst R.W. 1970 Pupil size and spontaneous pupillary waves associated with alertness, drowsiness, and sleep. *Neurology* **20** 545-54.

Yu T., Li Y., Long J. and Gu Z. 2012 Surfing the internet with a bci mouse. *J Neural Eng* **9** 036012.

Zander T.O., Kothe C., Welke S. and Roetting M. 2009 Utilizing secondary input from passive brain–computer interfaces for enhancing human–machine interaction. . Foundations of augmented cognition. Neuroergonomics and operational neuroscience., San Diego.

Zhu D., Bieger J., Garcia Molina G. and Aarts R.M. 2010 A survey of stimulation methods used in ssvep-based bcis. *Comput Intell Neurosci* **2010**.

Zrenner E. 2002 Will retinal implants restore vision? *Science* **295** 1022-5.

Annexes

1. Formation et liste des publications

Formation

2009/12 Préparation d'un doctorat de Neurosciences à *Lyon1*
2011 Formation *Management* (*Lyon1*, 3 jours),
Formation *Interface cerveau-machine* (Nancy, 5 jours)
2010 Formation *Communication et animation scientifique*, (*Lyon1*, 3 jours)
Formation *Statistiques* (*Lyon1*, 2 jours)
2009 Master de Neurosciences à *Lyon1*, mention Bien
2007 Licence de Physiologie à *Lyon1*
2004 Bac Scientifique option SVT à Valence, mention Bien

Stages

2008/09 Stage de Master 2 à l'INSERM – Lyon – Laboratoire Dynamique Cérébrale et Cognition
Étude de l'effet des émotions sur la mémoire chez les sujets âgés et les patients Alzheimer (10 mois)
2008 Stage de Master 1 au CNRS – Paris – LENA
Étude de l'influence d'émotion sur l'attribution d'humeur à des visages (1 mois)
2007 Stage de Licence 3 au CNRS – Lyon – Institut des Sciences Cognitives
Étude de la mémoire de la source chez des patients Schizophrènes (3 mois)

Articles de journaux et *proceedings* de conférences :

Perrin M., Maby E., Daligault S., Bertrand O. and Mattout J. 2012b Objective and subjective evaluation of online error correction during p300-based spelling. *Advances in Human-Computer Interaction* **2012** 13 pages.

Perrin M., Maby E., Daligault S., Bertrand O. and Mattout J. Improving the p300-speller efficiency by adaptive decision. *In preparation*.

Perrin M., Maby E., Bouet R., Bertrand O. and Mattout J. Neurophysiological responses to feedback reflect both performance and performance monitoring during bci use. *In preparation*.

Perrin M., Henaff M.A., Padovan C., Faillenot I., Merville A. and Krolak-Salmon P. 2012a Influence of emotional content and context on memory in mild alzheimer's disease. *J Alzheimers Dis* **29** 817-26.

Perrin M., Maby E., Bouet R., Bertrand O. and Mattout J. 2011a Detecting and interpreting responses to feedback in bci. 5th International Brain-Computer Interface Workshop & Training Course, Graz, Austria.

Maby E., **Perrin M.,** Bertrand O., Sanchez G. and Mattout J. Bci could make old two-player games even more fun: A proof of concept with "connect four". *Advances in Human-Computer Interaction* **2012** 8 pages.

Maby E., **Perrin M.,** Bertrand O. and Mattout J. Using a p300-based brain computer interface for words spelling with openvibe. *In preparation*.

Morel S., Beaucousin V., **Perrin M.** and George N. 2012 Very early modulation of brain responses to neutral faces by a single prior association with an emotional context: Evidence from meg. *Neuroimage* **61** 1461-70.

Maby E., **Perrin M.,** Morlet D., Ruby P., Bertrand O., Ciancia S., Gallifet N., Luauté J. and Mattout J. 2011 Evaluation of the openvibe p300-speller in a locked-in patient. 5th International Brain-Computer Interface Workshop & Training Course, Graz, Austria.

Rivet B., Cecotti H., **Perrin M.,** Maby E. and Mattout J. 2011 Adaptive training session for a p300 speller brain-computer interface. *J Physiol Paris* **105** 123-9.

Posters de conférences :

Perrin M., Sanchez G., Daligault S., Bertrand O., Maby E. and Mattout J. 2012c Simultaneous eeg-meg study of feedback responses during brain-computer interaction. *18th international conference on biomagnetism - Biomag*.

Perrin M., Maby E., Bouet R., Bertrand O. and Mattout J. 2011b Neural correlates of performance monitoring while using a brain-computer interface (bci). *Human Brain Mapping Conference*.

Perrin M., Henaff M.A., Padovan C., Faillenot I., Merville A. and Krolak-Salmon P. 2010 Influence of an emotional content and context on memorization in mild alzheimer's disease. *Human Brain Mapping Conference*.

Maby E., Gibert G., Aguera P.E., **Perrin M.,** Bertrand O. and Mattout J. 2010 The openvibe p300-speller scenario: A thorough online evaluation. *Human Brain Mapping Conference*.

Maby E., Renard Y., Lecuyer A., Delpuech C., Lecaignard F., Daligault S., **Perrin M.,** Sanchez G., Jerbi K., Bertrand O. and Mattout J. 2012 Real-time meg with openvibe, an open-source software platform for brain-computer interfaces. *18th international conference on biomagnetism - Biomag*.

2. Table des sigles et acronymes

ICM : Interface(s) Cerveau-Machine
IHM : Interface(s) Homme-Machine

Enregistrements
EEG : Électroencéphalographie/ Électroencéphalographique(s)
ECoG : Électrocorticographie
SEEG : Stéréoencéphalographie ou EEG intracrânienne
MEG : Magnétoencéphalographie/ Magnétoencéphalographique(s)
TEP : Tomographie par émission de positon
IRM : Imagerie par résonnance magnétique
IRMf : Imagerie par résonnance magnétique fonctionnelle
NIRS : *Near InfraRed Spectroscopy* i.e. spectroscopie proche infrarouge
SQUID *: Superconducting Quantum Interference Device,* composant supraconducteur des capteurs utilisés dans la MEG

Réponses neurophysiologiques
ERP : Event-Related Potential, i.e. potentiels évoqués
ERN : *Error-Related Negativity* i.e. négativité d'erreur synchronisée avec la réponse motrice (ou Ne)
CRN : *Correct-Related Negativity*, i.e. négativité synchronisée avec une réponse motrice correcte
Pe : Positivité d'erreur, synchronisée avec la réponse motrice
FRN : *Feedback-Related Negativity*, i.e. onde négative synchronisée avec un feedback négatif
FCRP : *Feedback Correct-Related Positivity*, i.e. onde positive synchronisée avec un feedback positif
SCP : *Slow cortical potentials*, i.e. potentiels corticaux lents
SSVEP : *Steady-State Visual Evoked Potential*
CNV : *Contingent Negative variation*
BOLD : *Blood Oxygen Level Dependant*

Aires cérébrales
ACC : *Anterior Cingulate Cortex*, i.e. cortex cingulaire antérieur
SMA : *Supplementary Motor Area*, i.e. aire motrice supplémentaire

Clinique
SLA : Sclérose Latérale Amyotrophique
LIS : *Locked-In State*, i.e. état avancé de la SLA symptomatiquement identique au syndrome d'enfermement
CLIS : *Complete Locked-In State*, i.e. état très avancé de la SLA caractérisé par une perte totale de contrôle musculaire (y compris les mouvements verticaux des yeux et les clignements)
ALIS : Association pour les *Locked-In Syndrom*
ADHD : *Attention Deficit and Hyperactivity Disorders*, i.e. troubles du déficit de l'attention
AVC : Accident Vasculaire Cérébral
TOC : Troubles Obsessionnels Compulsifs

Applications thérapeutiques des ICM
NFT : NeuroFeedback Training, i.e. entrainement par neurofeedback
DBS : Deep Brain Stimulation, i.e. stimulation cérébrale profonde
NESSI : *Neural Signal Surfing Interface*, ICM permettant la navigation sur Internet

Traitement de signal

ICA : *Independant Component Analysis*, i.e. analyse par composantes indépendantes
LDA : *Linear Discriminant Analysis*, ie classifieur s'appuyant sur une analyse linéaire discriminante
SVM : *Support-Vector Machine*
ROC : *Receiver Operating Characteristic*

Evaluation

TP : True Positive, i.e. vrai(s) positif(s)
TN : True Negative, i.e. vrai(s) négatifs(s)
FP : False Positive, i.e. faux positif(s)
FN : False Negative, i.e. faux négatif(s)
GCR : Good Correction Rate, i.e. taux de bonne correction
AIC : *Akaike Information Criterion,* i.e. critère d'Akaike
BIC : *Bayesian Information Criterion,* i.e. critère Bayésien de Schwartz

Stimulation

SRS : Static Random Stimulation, i.e. stimulation aléatoire statique
DRS : Dynamic Random Stimulation, i.e. stimulation aléatoire dynamique
SOA: *Stimulus onset asynchrony,* i.e. dans le P300-Speller, durée d'un flash + durée entre deux flashs

3. Consignes et questionnaires post-expériences

Expérience 1

Consignes

Le but de cette expérience est d'écrire des mots, simplement à partir de votre activité cérébrale.
L'expérience se déroule en deux étapes :

- Une première phase d'apprentissage, pendant laquelle la machine apprend à reconnaitre les signaux cérébraux qui vous sont propres.
- Une phase de test, pendant laquelle ce sont ces mêmes signaux qui, s'ils sont bien reconnus par la machine, vous permettront d'épeler les lettres et les mots souhaités.

PRINCIPE GENERAL (valable pour l'apprentissage comme pour le test)

Les symboles (lettres et chiffres) sont affichés à l'écran sous la forme d'un tableau. Chaque symbole est toujours à la même place (dans l'ordre alphabétique avec les chiffres en fin de tableau plus le caractère '_' pour indiquer un espace). Attention, le signe 'O' représente à la fois le O et le zéro.
Les lignes et les colonnes de ce tableau vont être "flashées" très rapidement, plusieurs fois et dans un ordre aléatoire. C'est votre signal cérébral en réponse à ces flashs qui va permettre à l'ordinateur de trouver le bon symbole (nous allons vous montrer un exemple avant de débuter réellement l'expérience).
Que ce soit pendant la phase d'apprentissage ou la phase de test, la consigne est toujours la même. Il faut concentrer votre regard et votre attention, intensément, sur la lettre voulue et vous laisser distraire le moins possible par les autres lettres. Pour cela, nous vous demandons de compter le nombre de fois où le symbole à épeler a été flashé, tout en faisant abstraction totale des autres flashs.

APPRENTISSAGE

Les symboles à épeler, l'un après l'autre sont imposés et sont affichés en permanence en haut de l'écran. Le symbole 'en cours', c'est à dire celui sur lequel vous devez vous concentrer, est rappelé entre parenthèses. Dès que les flashs s'arrêtent, vous devez vous concentrer sur la lettre suivante.
Cette phase se compose de 25 caractères et dure environ 5 minutes

TEST

C'est le même principe que pendant la phase d'apprentissage sauf que les suites de symboles auront un sens et correspondront à des mots de 5 lettres. Ces mots sont à nouveau imposés et indiqués en haut de l'écran.
Durant cette phase, la machine qui analyse votre activité cérébrale ne connait pas ces mots et va essayer de les deviner. Pour chaque caractère, celui estimé par la machine sera affiché en rouge. Si vous êtes bien concentré, cette lettre devrait correspondre à celle que vous avez effectivement voulue épeler, sinon la machine risque de se tromper.
Cette phase comporte 3 sessions de 24 mots chacune. Chaque session dure environ 25 minutes

Remarque : Dans la mesure du possible, évitez de cligner des yeux pendant que les lettres sont flashées, faites le plutôt avant le début des flashs correspondant à chaque lettre (après avoir vu le feedback pendant la phase de test).

Questions :

Date de naissance :

Notez sur une échelle de 1 à10 :

- Est-ce que vous contrôliez bien la machine ?
- Est-ce que la machine était performante ?
- Est-ce que la tâche était difficile ?
- Est-ce que la tâche était fatigante ?
- Est-ce que vous sentiez lorsque vous alliez faire une erreur ?
- Est-ce que vous aviez le temps de chercher le feedback avant qu'il n'apparaisse ?
- Est-ce que vous aviez le temps de trouver la lettre suivante avant que les flashs ne commencent ?
- Est-ce que vous étiez énervé lorsque vous faisiez des erreurs ?

Expérience 2

Consignes

Le but de cette expérience est d'écrire des mots, simplement à partir de votre activité cérébrale.

L'expérience se déroule en trois étapes :

- Une première phase d'apprentissage, très courte, pendant laquelle la machine apprend à reconnaitre les signaux cérébraux qui vous sont propres.
- Une phase de test, découpées en plusieurs sessions, pendant lesquelles ce sont ces mêmes signaux qui, si vous effectuez bien la tâche, seront reconnus par la machine et vous permettront d'épeler les lettres et les mots souhaités.
- Une phase de test, dans laquelle vous épèlerez des mots que vous pouvez choisir dès maintenant, et dans laquelle la machine tentera de détecter les erreurs pour les corriger automatiquement

PRINCIPE GENERAL (valable pour l'apprentissage comme pour le test)

Les symboles (lettres et chiffres) sont affichés à l'écran sous la forme d'un tableau comme celui-ci :

Attention, le signe 'O' représente à la fois la lettre O et le zéro.

Des groupes de lettres de ce tableau vont être "flashées" très rapidement, plusieurs fois et dans un ordre aléatoire. C'est votre signal cérébral en réponse à ces flashs qui va permettre à l'ordinateur de trouver le bon symbole (nous allons vous montrer un exemple avant de débuter réellement l'expérience).

Que ce soit pendant la phase d'apprentissage ou la phase de test, la consigne est toujours la même. Il faut concentrer votre regard et votre attention, intensément, sur la lettre voulue et vous laisser distraire le moins possible par les autres lettres. Pour cela, nous vous demandons de compter le nombre de fois où le symbole à épeler a été flashé, tout en faisant abstraction totale des autres flashs.

PHASE D'APPRENTISSAGE

Les symboles sur lesquels vous devrez porter votre attention seront imposés et seront affichés en permanence en haut de l'écran. Avant chaque série de flashs, la lettre sur laquelle vous devrez porter votre attention sera entourée d'un rond vert, ce qui vous permettra de la trouver facilement. Dès que les flashs s'arrêteront, vous devrez vous concentrer sur la lettre suivante.

Cette phase se compose de 36 caractères et dure environ 7 minutes

PHASE DE TEST

C'est le même principe que pendant la phase d'apprentissage sauf que les suites de symboles auront un sens et correspondront à des mots de 5 lettres. Ces mots seront à nouveau imposés et indiqués en haut de l'écran.

Durant cette phase, la machine analysera votre activité cérébrale en temps-réel. Elle ne connait pas les mots à épeler et s'efforcera de les déduire de vos signaux cérébraux. Chaque symbole estimé par la machine apparaitra après la fin des flashs dans un carré bleu (= le feedback). Si vous êtes bien concentré, cette lettre devrait correspondre à celle que vous avez effectivement voulue épeler, sinon la machine risque de se tromper. Une fois le feedback perçu, que celui-ci soit correct ou non, vous devrez passer à la lettre suivante (celle-ci sera entourée d'un rond vert pour que vous la trouviez facilement).

Cette phase comporte 4 sessions d'environ 10 minutes, comportant 12 mots chacune. Selon les mots, chaque lettre de l'écran sera flashée soit 4 fois soit 8 fois. Avant chaque mot, nous vous indiquerons à quelle situation vous serez confronté(e).

Dans la situation rapide (4 flashs par lettre), la machine dispose de moins de signaux pour trouver le bon symbole, ce qui conduit généralement à une baisse de performance et rend d'autant plus important la qualité des signaux recueillis, autrement dit la qualité de votre concentration.

Remarque importante : Dans la mesure du possible, évitez de cligner des yeux pendant que les lettres sont flashées, et pendant que vous regardez le feedback. Faites le plutôt après avoir vu le feedback, en attendant le début des flashs de la lettre suivante.

PHASE DE TEST AVEC CORRECTION AUTOMATIQUE

C'est le même principe que dans la phase précédente, sauf pour 2 points :

- C'est vous qui choisissez les mots à épeler (12 mots de 5 lettres). Nous les entrerons dans l'ordinateur pour que ceux-ci soient présentés en haut de l'écran comme dans la phase précédente.
- L'ordinateur essaiera de détecter les erreurs en utilisant la réponse neuronale évoquée à l'apparition du feedback. Il est dont plus important que jamais de ne pas cligner des yeux au moment de l'apparition du feedback. Si l'ordinateur détecte une erreur, il proposera la 2ème lettre la plus probable selon lui. Celle-ci apparaitra au même endroit, dans un carré bleu foncé. Qu'elle soit correcte ou non, vous devrez passer à la lettre suivante.

Cette phase durera environ 10 minutes.

Merci d'indiquer en quelques points ci-dessous, les impressions que vous avez eues au cours de cette expérience, à tout point de vue :

Questions :

Notez sur une échelle de 1 (non, pas du tout) à 10 (oui, totalement) :

- Est-ce que vous contrôliez bien la machine ?

- Est-ce que la machine était performante ?

- Est-ce que la tâche était difficile ?

- Est-ce que la tâche était fatigante ?

- Est-ce que vous étiez motivé par la tâche ?

- Est-ce que vous sentiez lorsque vous alliez faire une erreur ?

- Est-ce que vous étiez énervé(e) lorsque vous faisiez des erreurs ?

- Est-ce que vous aviez l'impression que les flashs auraient pu s'arrêter plus tôt ?

- Dans la dernière session, est-ce que la correction automatique était utile ?

Répondez par oui ou non :

- Est-ce que vous avez trouvé certaines sessions plus difficiles que d'autres (si oui précisez) ?

- Avez-vous préféré les sessions avec ou sans correction ?

Expérience 3

Consignes

Le but de cette expérience est d'écrire des mots, simplement à partir de votre activité cérébrale.

L'expérience se déroule en deux étapes :

- Une première phase d'apprentissage, très courte, pendant laquelle la machine apprend à reconnaitre les signaux cérébraux qui vous sont propres.
- Une phase de test, découpées en plusieurs sessions, pendant lesquelles ce sont ces mêmes signaux qui, si vous effectuez bien la tâche, seront reconnus par la machine et vous permettront d'épeler les lettres et les mots souhaités.

PRINCIPE GENERAL (valable pour l'apprentissage comme pour le test)

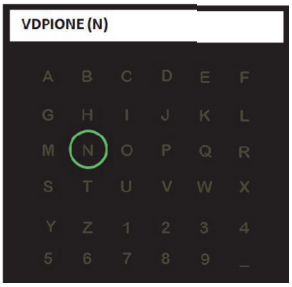
Les symboles (lettres et chiffres) sont affichés à l'écran sous la forme d'un tableau comme celui-ci :

Attention, le signe 'O' représente à la fois la lettre O et le zéro.

Des groupes de lettres de ce tableau vont être "flashés" très rapidement, plusieurs fois et dans un ordre aléatoire (cf image ci-contre). C'est votre signal cérébral en réponse à ces flashs qui va permettre à l'ordinateur de trouver le bon symbole (nous allons vous montrer un exemple avant de débuter réellement l'expérience).

Que ce soit pendant la phase d'apprentissage ou la phase de test, la consigne est toujours la même. Il faut concentrer votre regard et votre attention, intensément, sur la lettre voulue et vous laisser distraire le moins possible par les autres lettres. Pour cela, nous vous demandons de compter le nombre de fois où le symbole à épeler a été flashé, tout en faisant abstraction totale des autres flashs.

PHASE D'APPRENTISSAGE



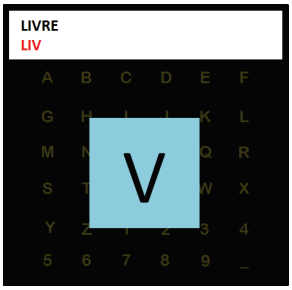
Les symboles sur lesquels vous devrez porter votre attention seront imposés et seront affichés en permanence en haut de l'écran.

Avant chaque série de flashs, la lettre sur laquelle vous devrez porter votre attention sera entourée d'un rond vert, ce qui vous permettra de la trouver facilement (cf image ci-contre). Dès que les flashs s'arrêteront, vous devrez vous concentrer sur la lettre suivante.

Cette phase se compose de 15 caractères et dure environ 5 minutes.

PHASE DE TEST

C'est le même principe que pendant la phase d'apprentissage sauf que les suites de symboles auront un sens et correspondront à des mots de 5 lettres. Ces mots seront à nouveau imposés et indiqués en haut de l'écran.



Durant cette phase, la machine analysera votre activité cérébrale en temps-réel. Elle ne connait pas les mots à épeler et s'efforcera de les déduire de vos signaux cérébraux. Chaque symbole estimé par la machine apparaitra après la fin des flashs dans un carré bleu (= le feedback). Si vous êtes bien concentré, cette lettre devrait correspondre à celle que vous avez effectivement voulue épeler, sinon la machine risque de se tromper. Une fois le feedback perçu, que celui-ci soit correct ou non, vous devrez passer à la lettre suivante (celle-ci sera entourée d'un rond vert pour que vous la trouviez facilement).

3 conditions d'écriture différentes :

La phase de test comporte 12 sessions de 5 mots, réparties en 3 modes d'écriture différents.

- En « Mode fixe », les lettres sont toujours flashées 10 fois chacune.
- En « Mode dynamique », l'ordinateur décide lui-même pour chaque lettre le moment où il estime qu'il a suffisamment d'informations pour choisir la lettre. Le nombre de flashs que vous compterez sera donc différent d'une lettre à l'autre. Plus vous serez concentré(e), plus votre signal sera informatif pour la machine et plus la décision pourra être prise rapidement. Autrement dit, vous pourrez influer sur la vitesse d'écriture. Le niveau d'information nécessaire pour prendre une décision peut se régler. Nous avons choisi de tester deux situations différentes :
    - Une décision « prudente » : l'ordinateur attend d'avoir beaucoup d'informations pour prendre sa décision.
    - Une décision « risquée » : l'ordinateur prend sa décision avec relativement peu d'informations. Dans ce dernier cas, la qualité de votre concentration sera particulièrement déterminante pour que la machine ne se trompe pas.

Au début de chaque session, nous vous indiquerons à quel mode d'écriture (Mode fixe, Mode dynamique « prudent » ou Mode dynamique « risqué ») vous allez être confronté(e).

Remarque importante : Dans la mesure du possible, évitez de cligner des yeux pendant que les lettres sont flashées, et pendant que vous regardez le feedback. Faites le plutôt après avoir vu le feedback, en attendant le début des flashs de la lettre suivante.

N'hésitez pas à prendre le temps de relire ces consignes, où à nous poser des questions.

Merci d'indiquer en quelques points ci-dessous, les impressions que vous avez eues au cours de cette expérience, à tout point de vue :

Questions :

- Est-ce que vous avez trouvé certaines sessions plus difficiles que d'autres (si oui précisez) ?

- Lequel des trois modes d'écriture (Mode fixe, Mode dynamique « prudent » ou Mode dynamique « risqué ») avez-vous préféré ? Pourquoi ?

Notez sur une échelle de 1 (non, pas du tout) à 10 (oui, totalement) :

- Avez-vous eu la sensation de bien contrôler la machine ?

- Avez-vous trouvé la machine performante ?

- Avez-vous trouvé la tâche difficile ?

- Avez-vous trouvé la tâche fatigante ?

- Étiez-vous motivé(e) par la tâche ?

- Sentiez-vous lorsque vous alliez faire une erreur ?

- Étiez-vous énervé(e) lorsque vous faisiez des erreurs ?

- Dans les modes dynamiques, avez-vous eu la sensation que le nombre de flashs était lié à votre niveau de concentration ?

4. Poster Biomag

Simultaneous EEG-MEG study of feedback responses during Brain-Computer Interaction

Perrin M.[1,2], Sanchez G. [1,2] , Daligault S.[3], Bertrand O. [1,2], Maby E.[1,2] and Mattout J.[1,2]

[1] INSERM, U1028; CNRS, UMR5292; Lyon Neuroscience Research Center, Brain Dynamics and Cognition Team, Lyon, F-69000, France
[2] University Lyon 1, Lyon, F-69000, France
[3] CERMEP, MEG Department, Bron, F-69000, France

Contact: margaux.perrin@inserm.fr

Introduction

Error and correct choices give rise to distinct neurophysiological responses. In EEG, incorrect compared to correct feedbacks evoke a feedback-related negativity (FRN) [1], whose neural substrate is still debated. Besides the MEG equivalent of this EEG response has not been clearly identified yet.

In healthy subjects performing a BCI spelling task [2], we studied responses to feedback using simultaneous EEG/MEG recordings.
We applied advanced source imaging (SPM8 [3]) to combine data from different subjects [4] and modalities [5], and identify the cortical mapping of feedback-related responses.

Data acquisition

★ Simultaneous EEG/MEG

OMEGA CTF-275 system (VSM Medtech Inc., Vancouver, Canada)

- 275 MEG gradiometers
- EEG 56 electrodes (nose reference) + EOG
- Sampling rate : 600 Hz
- Filter Bandwith : [0 150] Hz

★ Pre-processing

- Bandpass filtering [0.1 20] Hz
- Downsampling to 100 Hz
- ICA correction for blinks, saccades, and heart beat
- Manual artifact rejection
- MEG head movement rejection (> 0,5 cm)
- Baseline correction (from -200-0ms)
- Compute averaged responses (0-1000ms)

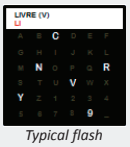
Participants & protocol

★ Participants

15 healthy subjects (8 females, mean age = 28.2±5.1)

★ P300-Speller BCI paradigm

We used a P300-Speller paradigm. Letters from a 6x6 matrix were flashed pseudo-randomly. During flashes, subjects were instructed to focus their attention (gaze) on the letter to spell and to count flashes. After flashes, the feedback from the machine was delivered in the middle of the screen.



Typical flash

Online experimental design:
- 4 or 8 flashes per letter, SOA = 110 ms
- Training: 36 letters (random)
- Testing: 340 letters (organized in 5-letter words)
- Use of 32 EEG-channels for spelling only

Typical feedback

★ 2 conditions

- Bad feedback: the computer misinterprets the signals and makes a decision that does not match the user's intention.
- Good feedback: the letter chosen by the computer is the one the participant wanted to spell.

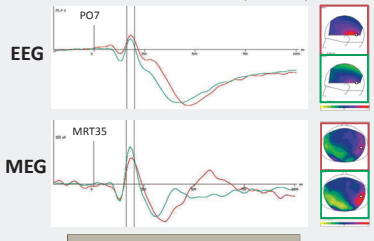
Data analysis

- Scalp level: paired t-test of the feedback valence effect using SPM8 [3]
→time-window of interest for EEG and MEG respectively.

- Source level: group inversion
→N170 latency, validation of EEG/MEG common source reconstruction [5].
→ Feedback Correct Related Response (FCRP, [6]) and FRN latency: comparing EEG, MEG and common EEG/MEG based reconstructions.

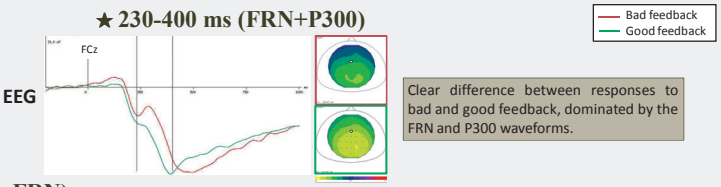
Scalp results

★ 160-200 ms (N170)



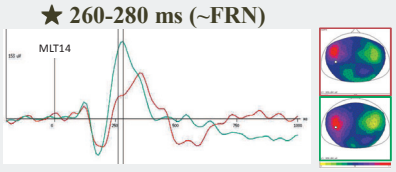
No difference between conditions

★ 230-400 ms (FRN+P300)

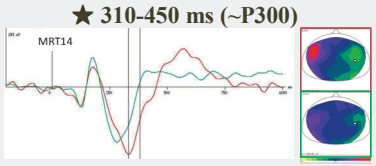


Clear difference between responses to bad and good feedback, dominated by the FRN and P300 waveforms.

★ 260-280 ms (~FRN)



★ 310-450 ms (~P300)

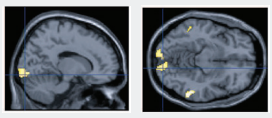


In MEG, two different time-windows emerge. They correspond to the latency of the FRN and P300, respectively.

Group Inversion

★ N170 (160-200 ms, N=15)

MEG/EEG
FWE corr.. p<0.05



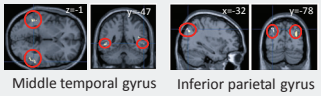
Bilateral V1 and fusiform gyri

★ FCRP (Good feedback 260-280 ms, N=15)

EEG
Uncorr. $p<10^{-5}$

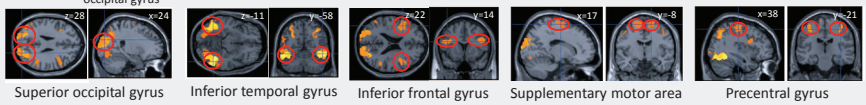
Middle and inferior occipital gyrus | Bottom of median cingulate cortex

MEG
FWE corr. p<0.05



Middle temporal gyrus | Inferior parietal gyrus

MEG/EEG
Uncorr. $p<10^{-5}$

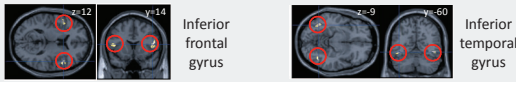


Superior occipital gyrus | Inferior temporal gyrus | Inferior frontal gyrus | Supplementary motor area | Precentral gyrus

★ FRN - FCRP

(Bad-Good feedback 260-280 ms, N=11 i.e. subjects with enough error trials)

MEG/EEG
Uncorr. $p<10^{-4}$



Inferior frontal gyrus | Inferior temporal gyrus

Conclusion

- Our results provide evidence for MEG responses that correspond to the well-known FRN and P300 EEG waveforms.
- EEG/MEG fusion was validated on our data by localizing the sources of the N170 component [5].
- Simultaneous localization of EEG and MEG responses to good feedbacks reveals a network made of areas involved in vision (SOG and ITG), language (IFG) [7] and reward or feedback processing (SMA) [8,9]. This network is different and wider than the one identified with EEG or MEG alone.
- Localization of the feedback valence effect yields sources in bilateral ITG and IFG, respectively involved in high level visual and semantic processing [7].

Aknowledgement

This work is supported by the French ANR project ANR-DEFIS 09-EMER-002 CoAdapt.

References

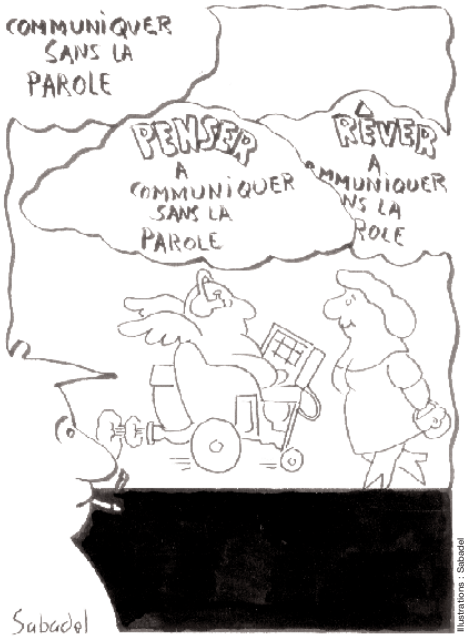
[1] Miltner et al., J. Cogn. Neurosci., 1997
[2] Perrin et al., Graz BCI workshop, 2011
[3] Litvak al., Comp. Intel. Neuro., 2011
[4] Litvak & Friston, Neuroimage, 2008
[5] Henson et al., Neuroimage, 2009
[6] Holroyd et al, Psychophysiology, 2008
[7] Mainy et al, Hum. Brain Mapp., 2008
[8] Jung et al, Hum. Brain Mapp., 2010
[9] Ferrez and Del R. Millan, NIPS, 2007

5. Brochure ALIS

Communiquer sans la parole

Communiquer sans la parole ?

Guide pratique des techniques et des outils disponibles



Véronique Gaudeul

Mises à jour par les stagiaires de l'Ecole Polytechnique
Janvier 2011

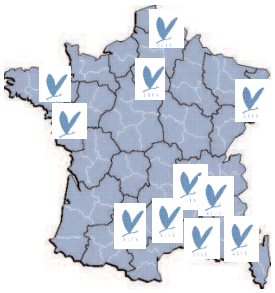
Association du Locked-In Syndrome
ALIS
MTI - 9 rue des Longs Prés
92100 Boulogne-Billancourt
Tél. : 01 45 26 98 44
Fax : 01 45 26 18 28
Courriel : contact@alis-asso.fr
Web : www.alis-asso.fr

Prêt d'aides techniques de communication avec le soutien de la Cramif

Reproduction avec le soutien de la Fondation Groupama pour la santé

Les antennes d'ALIS

Les antennes sont des familles touchées par le LIS, qui représentent l'association dans les régions et y relaient son action.



Bordeaux Philippe Lagrange : 05 58 55 92 64
Grenoble Famille Calvat : 04 76 78 92 51
Lille Famille Lecocq : 03 20 04 49 27
Marseille Famille Dipéri : 04 42 79 27 19
Nantes Famille Pavageau : 02 40 75 01 40
Nice Famille Nicola : 06 12 92 35 74
Nîmes Famille Sol : 04 66 86 13 06
Paris Famille Abitbol : 01 49 91 97 79
Rennes Famille Guennegou : 02 96 13 51 16
St-Etienne Famille Greco : 04 77 75 13 06
Strasbourg Famille Ohl : 06 08 04 15 74
Troyes Famille Ivanoff : 03 25 39 22 88

Remerciements à : Sabadel pour les illustrations
Elisabeth Cataix-Negre de l'APF
Dr Frédéric Pellas d'ALIS
Marie-Annick Pavageau, d'ALIS
Dominique Toussaint
Alain Thuillot, d'ALIS
Véronique Blandin, d'ALIS
Pierre Brunelles
Delphine Miot pour la mise en page talentueuse
Nicolas Biard - Hôpital Raymond Poincarré
Les stagiaires d'ALIS, élèves de première année de l'Ecole Polytechnique :
Olivier Le Floch, Fabien Laborde (2004)
Sophie Bussières, Laurent-Daniel Haret (2005)
Alex Kantchelian, Yann Flauw (2006)
Stéphane Bijakowski, Alexandre Jacquillat (2007)
Camille Dross, Stéphane Kaufmann (2008)
Johanne Mensah, Samuel Collin (2009)
Chloé Phan Van Phi, Etienne Levilion (2010)

Sommaire

Avant-propos p. 4

Introduction p. 5

1. Developper les premiers outils de communication p. 6

- Élaborer un tableau de communication p. 7
- Définir les signes “oui” et “non” p. 8
- Utiliser des codes alphabétiques ou phonétiques p. 9
- Quelques raccourcis et précautions utiles p. 13
- Utiliser des pictogrammes et des photos p. 14

2. Exploiter les nouvelles technologies p. 19

- Quand et pourquoi recourir à ces technologies? p. 19
- Les boîtiers de communication p. 19
- Et l’ordinateur ? p. 23

Les alternatives à l’écran p. 25

Les alternatives à la souris p. 25

Les contacteurs p. 27

Les alternatives au clavier p. 29

D’autres alternatives p.30

Conclusion : témoignages des personnes non-parlantes p. 32

Annexes

- Annexe 1 : faire le bon choix p. 36
- Annexe 2 : le confort de la personne non-parlante p. 39
- Annexe 3 : la prise en charge financière p. 40
- Annexe 4 : quelques distributeurs p. 41
- Annexe 5 : quel code accélère le plus ? p. 45

Index p. 47

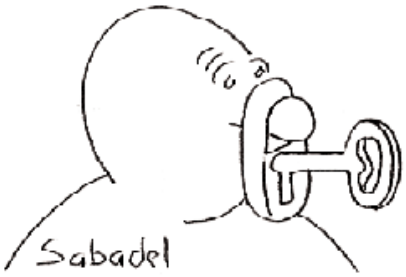
Avant-propos

Communiquer constitue le défi quotidien d’un grand nombre de personnes qui n’ont plus l’usage de la parole et dont la gestuelle est très limitée : les personnes cérébrolésées ou souffrant d’une infirmité motrice cérébrale, d’une sclérose en plaques, d’une sclérose latérale amyotrophique, victimes d’un locked-in syndrome ou encore patients trachéotomisés, intubés, etc. Les yeux ont beau signifier la volonté d’échanger, il est nécessaire de ne pas en rester à des situations dans lesquelles l’interprétation libre de l’entourage est reine.

Mais comment faire passer un message quand on se trouve dans une telle situation ? Et comment déchiffrer un message émis sans parole? Si les deux personnes cherchant à échanger ne sont pas touchées par la déficience, elles sont bien toutes les deux en situation de handicap quand elles veulent communiquer! L’une cherche à émettre et l’autre cherche à comprendre... voilà l’enjeu.

La parole est l’un des principaux canaux de l’échange d’informations. La communication est bien plus qu’un simple échange d’informations : c’est une relation, c’est de l’information connotée, subjectivée par les mimiques, l’allure, les gestes, le ton de la voix... Autant d’éléments qui viennent complèter confirmer ou infirmer, corriger ou affiner, augmenter la valeur des mots. Or, la plupart des personnes non-parlantes sont non seulement privées de la parole, mais aussi de la gestuelle !

Ce livret tente donc de présenter quelques techniques et divers outils qui sont aujourd’hui au point et à notre disposition pour pallier, au moins en partie, ce handicap de communication.
Il est destiné aux personnes “non-parlantes” et à ceux et celles qui vivent ou travaillent à leurs côtés (conjoints, parents, amis, médecins, paramédicaux, etc.) et qui désirent mettre en place des systèmes de communication satisfaisants !

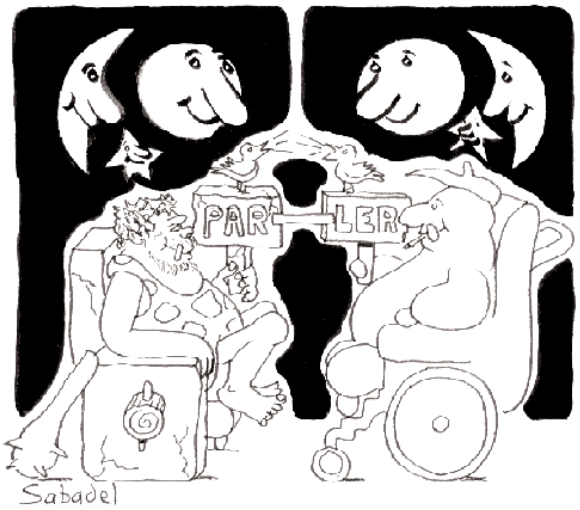


Introduction

La presse se fait bien souvent l'écho de nouvelles enthousiasmantes sur les nouvelles technologies. Les caméras zooment, les journalistes brodent, les promesses fusent, l'espoir de certaines familles s'emballe... mais retombe douloureusement quand elles s'informent sur les prix ou sur la disponibilité du produit. Il s'agit bien souvent d'un prototype pas encore commercialisé... Et quand bien même la personne non-parlante parvient à essayer un de ces instruments révolutionnaires, elle réalise au fond de son fauteuil la somme des questions techniques à résoudre avant de pouvoir produire le premier mot.

Les nouvelles technologies sont bien utiles et réellement prometteuses. Elles deviennent de plus en plus fiables. Cependant, elles ne doivent pas nous aveugler et nous pousser à délaisser l'utilisation de modes de communication "low-tech" mais pragmatiques, simples et efficaces, adaptés à la vie quotidienne.

Nous devons admettre, aujourd'hui encore, que les compétences de l'inter-locuteur humain sont loin d'être égalées par les nouvelles technologies ! En effet, l'humain est capable de jongler de la position d'interlocuteur à celle de redresseur grammatical, de prédicteur lexical et de finisseur des phrases de son interlocuteur. Il est capable de répondre, de rire, de raconter...



C'est dans la complémentarité des diverses techniques et des outils, dans leur souplesse et leur adaptabilité que réside une réelle communication alternative.

I. Developper les premiers outils de communication

Les premiers outils pour aider à communiquer restent donc indéniablement le papier, le stylo et, par-dessus tout, l'aide humaine.
Malgré toutes ses imperfections et ses vices de formes (disponibilité variable, compréhension limitée, subjectivité...) c'est l'humain qui apporte aujourd'hui encore les principaux outils de la communication alternative.

1. Si la personne non-parlante peut écrire...

Quand la motricité de la main est satisfaisante, alors l'écriture sur une feuille, sur un tableau blanc ou magnétique est à encourager !
Cette écriture peut même se réaliser sans stylo et se résumer à former les lettres sur son drap ou sur la main de l'interlocuteur.

2. Si la personne non parlante ne peut écrire mais peut désigner...

On élabore alors avec elle des tableaux de lettres, de mots et/ou de pictogrammes disposés sur des supports judicieux. Ces supports peuvent être une feuille plastifiée, du carton, une plaque de plexiglas, un morceau de tissu, un classeur avec des pochettes plastique, etc.
La personne désignera avec un doigt ou tout autre outil de pointage la lettre ou le mot de son choix. Elle pourra parfois avoir besoin d'aide pour déplacer son bras ou sa main vers les zones de son choix.
L'outil de pointage (ou de désignation) peut être un stylet, une licorne(1), un pointeur optique, une lampe électrique frontale ou tout autre objet de son choix.

(1) Licorne : tige de commande fixée sur un contour de tête et utilisée pour désigner ou commander des appareils.

Elaborer un tableau de communication

Idéalement, il faudrait créer sur un tableau les diverses zones suivantes :

Une zone “principaux thèmes”, désignés par des mots, des photos ou des images représentant les sujets de conversation les plus fréquents entre la personne non-parlante et ses interlocuteurs : “famille”, “personnel soignant”, “confort” ou “installation”. Pour ce faire, on utilisera par exemple un schéma ou une photo le désignant dans son lit, le schéma d’un corps, le dessin d’une école pour “scolarité des enfants”, etc.

Une zone “clavier” avec l’alphabet, les chiffres et des cases “fonctions” : par exemple, on choisira le signe “<” pour effacer la dernière lettre ou encore “<<” pour effacer tout, “<~<” pour effacer la ligne ;

Une zone pictogrammes et raccourcis : avec par exemple une photo d’identité du patient pour “je”, “j”, “moi”, “son prénom et/ou son nom”, le schéma d’une assiette pleine pour “repas”, “manger” ou “faim” ;

Et enfin une zone de mots usuels ou “phrases courtes” comme “je ne sais pas”, “je veux parler”, “je ne veux pas parler”, “appel”, “j’ai mal à...”.

On commence à trouver sur le marché des tableaux comportant l’alphabet et quelques phrases courtes, des questions usuelles ainsi qu’un schéma du corps; le patient désigne alors la lettre ou la phrase choisie. (voir pages 16-17)

Notez bien qu’un tableau de communication est un outil qui va se personnaliser avec le temps, s’enrichir et évoluer en fonction des affinités de chaque personne non-parlante.

3. Si la personne ne peut désigner mais peut signifier OUI ou NON...

On choisit alors un alphabet fonctionnel que le locuteur épellera, tandis que la personne non-parlante signifiera “OUI” ou “NON” à chacune des propositions.
Ainsi, lettre après lettre, mot après mot, affirmation après affirmation, l’échange s’instaure et le sens émerge... Bien sûr, on ne s’improvise pas locuteur alphabétique sans un certain apprentissage. C’est en pratiquant (en épelant, en notant, en corrigeant, en recommençant l’épellation) que l’on s’approprie cette technique. On finit par repérer les signes, même infimes, de la personne non-parlante, et tous les trucs et astuces qui facilitent la communication. Il s’agit d’un véritable rodage, d’un “calibrage” interpersonnel. Cette technique demande notamment au locuteur une attention visuelle importante et un effort pour mémoriser ou noter les lettres validées par la personne non-parlante.

Définir les signes OUI et NON

Parfois les mouvements classiques de la tête pour signifier oui et non sont encore reproductibles. Mais si ce n’est pas le cas, il faut alors déterminer avec personne non-parlante le signe qu’elle effectuera pour valider les propositions de la personne parlante et celui qui permettra d’invalider.
On sollicite souvent les mouvements de paupières, de sourcils ou d’un doigt. La personne LIS pourra par exemple cligner les paupières une fois pour signifier “oui” et deux fois pour signifier “non”. On prendra garde aux battements de paupière réflexes. On peut aussi se servir de mouvements oculaires : lever les yeux au ciel pour dire “oui”, les fermer pour dire “non”. Dans tous les cas, ces signes doivent être reproductibles sans fatigue et être bien clairs, ne pas prêter à interprétation. Le signe le plus facilement reproductible sans ambiguïté et sans fatigue sera choisi pour désigner le OUI. Il servira à valider les propositions du “porte-parole”.

Attention : choisissez si possible deux signes parfaitement distincts pour éviter les confusions entre le oui et le non ! Pensez aussi à afficher ces signes à proximité de la personne non parlante afin qu’elle puisse éventuellement discuter avec des personnes novices.

Utiliser des codes alphabétiques ou phonétiques

Les alphabets, du plus simple au plus élaboré, doivent absolument être affichés à proximité de la personne non-parlante avec quelques indications sur la façon dont elle confirme ou infirme la lettre énoncée.
On doit aussi placer à disposition des visiteurs un bloc de papier et un stylo, qui permettent de noter au fur et à mesure les lettres choisies par la personne non-parlante.

■ Le plus classique des alphabets : l'alphabet linéaire

Il consiste à épeler de manière "linéaire" l'alphabet classique en notant les lettres validées par la personne non-parlante. Il ne nécessite aucun apprentissage particulier, il donne donc aux visiteurs occasionnels la possibilité d'échanger sans avoir à apprendre un code spécifique.
Mais compte tenu de la lenteur de cette technique d'égrenage, on a souvent intérêt à recourir à d'autres codes qui permettent d'accélérer sensiblement la fabrication des mots et des phrases. C'est néanmoins le premier code que l'on utilisera, lorsque la personne est encore en réanimation, donc très fatigable

Code "EJASINT" conseillé par ALIS

1	E	A	N	R	C	V
2	J	I	L	P	H	W
3	S	U	D	G	K	
4	T	M	B	Z		
5	O	F	X			
6	Q	Y				

L'association vous recommande le code de communication ci-dessus qui optimise la vitesse de la communication (voir annexe 5 p. 42).
Attention, lorsque la personne est encore très fatigable (en service de réanimation), il faudra utiliser, dans cette première période l'alphabet classique ("A", "B", "C", ...)

■ Comment ça marche ?
La personne parlante propose d'abord le numéro des lignes ("1, 2..."), et la personne non-parlante valide lorsque la ligne désirée est prononcée.
Ensuite la personne parlante dicte les lettres de la ligne choisie jusqu'à la validation par la personne non-parlante de la lettre.

Nous présentons ci-après et de manière systématique les autres codes de communication que l'on peut rencontrer . Ils se regroupent en deux classes: les codes linéaires et les codes en tableau à double entrée, catégorie à laquelle appartient le code présenté ci-dessus.

Sur www.alis-asso.fr, vous trouverez des versions pdf téléchargeables de deux codes alphabétiques

■ L'alphabet ESARIN

E S A R I N T U L O M D P C F B V H G J Q Z Y X K W

Il est fondé sur l'ordre de fréquence d'apparition des lettres dans la langue française. C'est celui qu'a utilisé Jean-Dominique BAUBY pour l'écriture de son livre "Le scaphandre et le papillon".
Il semblerait que cet alphabet très littéraire soit plus adapté pour le langage écrit que pour l'échange "oral". Il ne faudra pas hésiter à l'adapter en fonction des besoins de chacun, selon les mots et abréviations employées. On peut facilement le rendre plus efficace à l'oral en plaçant le "j" beaucoup plus tôt et en reculant le "s", par exemple :

E J A R I N S T U L O M D P C F B V H G Q Z Y X K W.

■ L'alphabet voyelles-consonnes "linéaire"

Il consiste à séparer l'alphabet en deux groupes: voyelles (AEIOUY) et consonnes (BCDFGHJKLM…) dans l'ordre alphabétique usuel. Le locuteur propose "voyelles" puis "consonnes" à la personne non-parlante qui valide par un "OUI" le groupe choisi, puis ensuite une lettre du groupe, par exemple la validation du groupe "consonnes" puis du "s", validation des voyelles puis du "o" pour commencer le mot "sommeil".
Ce code est presque aussi simple que l'alphabet classique, car il ne nécessite aucun effort de mémorisation, et de nombreuses familles continuent à l'utiliser.

On peut rendre ce code plus rapide en subdivisant les consonnes en trois autres groupes :

Consonnes 1 B C D F G H
Consonnes 2 J K L M N P Q
Consonnes 3 R S T V W X Z

Au lieu de proposer le choix "voyelles" ou "consonnes", l'interlocuteur propose "voyelles" ou "consonnes 1", "consonnes 2" ou "consonnes 3". La personne non parlante valide un des quatre groupes, puis une des lettres du groupe, toujours de manière linéaire. Cette variante est aussi très utilisée.

Une autre extension du même principe "voyelles-consonnes en linéaire" consiste à diviser l'alphabet en sept groupes :

V1	A E I
V2	O U Y
C1	B C D F
C2	G H J K
C3	L M N P
C4	Q R S T
C5	V W X Z

V pour les voyelles et C pour les consonnes.
Le mode d'emploi est le même qu'avec le précédent système.
Une telle subdivision est plus volontiers utilisée dans les codes à double entrée (figure 1) ou dans le code "Vigand" expliqués plus loin.

■ Les codes à double entrée

1- Le principe de la bataille navale (voir code "Vigand", p.12)

Il existe deux possibilités de code à double entrée. Le premier est basé sur le principe de la bataille navale : les lettres sont placées dans un tableau, et la personne LIS indique par un nombre de validations une ligne, puis une colonne, ce qui indique précisément une lettre. Ce code a deux avantages majeurs : il peut être très rapide si la personne non-parlante est capable de valider rapidement, et la personne non-parlante est effectivement active et non passive, comme pour la plupart des autres codes. Cependant, ce code nécessite une grande clarté du signe oui de la part de la personne non parlante et ce type de communication limite le nombre d'interlocuteurs car il nécessite un apprentissage (par les deux parties) et une attention plus importante qui peut rebuter le visiteur occasionnel.

Le code "Vigand"

Du nom de Philippe (touché par le locked-in syndrome) et son épouse Stéphane Vigand, qui l'ont élaboré.
C'est un code hybride réalisé à partir de l'alphabet voyelles-consonnes, mais disposé sous forme de deux tableaux à double entrée. Le premier choix se fait toujours entre voyelles et consonnes, puis la personne LIS dicte avec ses clignements. Par exemple, il indique le «v» en clignant successivement 5 fois (pour 5e colonne), puis après une courte pause une fois (pour première ligne). S'il est vrai que ce code accélère notablement la communication, nous ne le préconisons pas car il demande une grande expertise des utilisateurs, et exclut ainsi les interlocuteurs occasionnels.

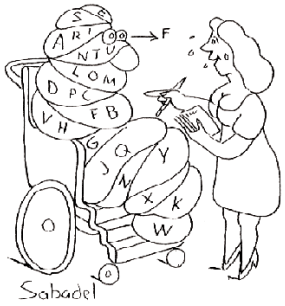
Code "Vigand"

	1	2				
1	A	O				Voyelles
2	E	U				
3	I	Y				

	1	2	3	4	5	
1	B	G	L	Q	V	Consonnes
2	C	H	M	R	W	
3	D	J	N	S	X	
4	F	K	P	T	Z	

2- Tableau récité

La seconde possibilité est de laisser la personne parlante proposer successivement chaque ligne ("ligne 1? ligne 2?..."), puis chaque colonne, et la personne non-parlante n'a plus qu'à valider lorsque la ligne est la bonne, puis lorsque la colonne est la bonne. Les deux systèmes ont leurs avantages. Ce second système est plus lent, mais va à la vitesse de la personne parlante, même si elle ne connaît que peu le système. Il est moins fatigant (sauf pour la personne parlante qui parle tout le temps). On peut réaliser un code à double entrée avec l'alphabet classique, avec l'alphabet ESARIN, avec l'alphabet voyelles-consonnes et avec des alphabets phonétiques (voir page 9 et annexe).



■ Les alphabets phonétiques

Ils reposent sur le principe "d'écrire comme ça se prononce". Ils peuvent faire l'objet de tableaux simples ou à double entrée. On retrouve ces phonèmes sur certains claviers des boîtiers de communication avec synthèse vocale (voir chapitre sur les boîtiers de communication p.20 et 21)).

Exemple de code phonétique utilisé pour le clavier du Synthé 4 (de la société Electrel)[1] :

F	S	CH	U	OU	ON
V	Z	J	I	O	IN
P	T	K	Y	A	AN
B	D	G	R	é	
M	N	L		EU	

Exemple : "il fait beau" s'écrira I L F é B O

Cela peut ressembler au "langage SMS" qui accélère la communication si les deux interlocuteurs sont capables de s'en servir.

(1) : Ce produit n'est plus commercialisé mais son concepteur peut occasionnellement en assurer la maintenance.

Quelques raccourcis et précautions utiles

■ **La prédiction de mots**
Quel que soit le code ou l'alphabet choisi, leur usage quotidien fait découvrir à l'entourage certains raccourcis ou certaines "règles" permettant d'anticiper la lettre suivante ou le reste du mot. Cela accélère d'autant la communication :

- En début de mot, après un "j" proposer le "je" ou l'apostrophe, puis le "j'ai", après un "c" proposer le "ce", le "c'est" ou le "ça", après un "u" demander si c'est "un" ou "une".
- Penser souvent à proposer l'apostrophe quand on hésite après certaines premières consonnes d'un mot (c', d', j', l', n', m', s', t').
- Dès qu'une suite de lettres peut signifier quelque chose, proposer "fin de mot ?".
- Après un "a", si la personne valide à nouveau "voyelle", ce ne peut être que "i" ou "u" !
- Après un "Y" en début de mot, proposer "y-a-t-il ?".

■ **Ajouter un troisième "code basique" au code "OUI/NON"**
Par exemple, trois clignements pour dire une phrase d'usage très fréquent comme "je ne sais pas" ou "je veux parler" ou bien encore "je ne veux pas parler" !

■ **Eviter de poser des questions "négatives"**
Par exemple, "Vous n'avez pas mal à la tête ?" auxquelles la réponse sera forcément ambiguë : un "oui" peut tout aussi bien signifier "oui, j'ai mal à…" ou bien "oui, je n'ai pas mal à…"

■ **Eviter aussi les propositions à double précision**, du genre "Veux-tu manger un gâteau ?" (manger : oui, mais pas un gâteau !) ou bien "Veux-tu regarder le film à la télé ?" (la télé : oui, mais le match et pas le film !)

■ **Quand on propose un choix** (question ouverte à choix multiple) Répondre en validant par OUI une fois pour la première proposition, deux fois pour la deuxième etc. Par exemple, à la question "veux-tu regarder (TV) la première chaîne, la deuxième, la troisième, Canal +, ou Arte ?", la personne non-parlante répondra en validant quatre fois OUI pour "Canal +".

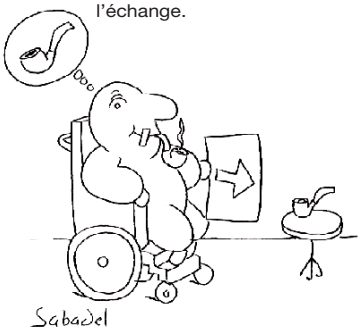
■ **Prévoir des questions "tierces"** qui évitent les situations délicates pour la personne non-parlante si aucune des propositions ne lui convient.
Par exemple : "veux tu aller dehors, rester dedans, aller ailleurs?"

Cette liste est bien évidemment loin d'être exhaustive, mais donne une idée des manières d'accélérer la communication.

Utiliser des pictogrammes et photos

Les pictogrammes sont des représentations écrites par le dessin. Ils font complètement partie du quotidien de tout un chacun. Les panneaux du code de la route ou les icônes de l'ordinateur sont de parfaits exemples de la valeur informative et de l'importance que prennent des représentations graphiques dans nos univers.

Les tableaux de pictogrammes sont traditionnellement utilisés avec les patients qui présentent des troubles de l'organisation du langage (aphasie), rendant difficile voire impossible l'emploi des supports alphabétiques. Ils sont également utiles pour les personnes peu lettrées ou celles qui n'ont pas ou plus les capacités d'apprendre! Cependant, il est nécessaire de rappeler que toute personne (aphasique ou non, illettrée ou très lettrée...) peut bénéficier de l'apport de l'image pour communiquer. Nous vous encourageons à afficher sur les murs des photos sur chacun des sujets chers à la personne non-parlante. Non seulement sur les thèmes du confort, du personnel médical et de la famille, mais aussi sur la scolarité des enfants, les lieux de séjour favoris, l'actualité politique ou économique, etc. La personne non-parlante doit être informée de la valeur communicative (et non plus exclusivement décorative) de ces outils et encouragée à des gestes d'orientation du corps ou du regard vers la photo représentant le thème sur lequel elle cherche à communiquer. Les interlocuteurs seront également informés de ce principe d'orientation du corps ou du regard vers la photo représentant le thème de l'échange.



Signalons qu'il existe divers codes de communication pictographiques élaborés par des équipes de professionnels et d'utilisateurs, tels les codes BLISS, C.A.P, COMMUN-I-MAGE, CORNUSSE, G.R.A.C.H, GUIMEL, PCS, PIC etc. Ces codes de communication sont disponibles chez leurs éditeurs, dont les adresses sont rassemblées sur une fiche technique du Réseau Nouvelles Technologies de l'APF (voir adresse en annexe p.35).

Liens vers des banques gratuites de pictogrammes :

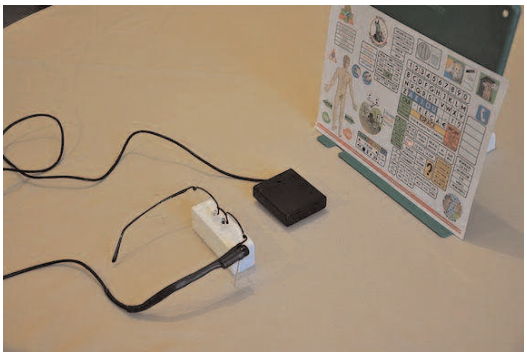
www.do2learn.com/picturecards/printcards/index.htm
www.picto.qc.ca
http://www.sclera.be/index.php
http://membres.lycos.fr/cigale76/picto/
http://pedagosite.net/archives/pedago_imagier.htm
http://lps13.free.fr/contenu/construire/images.htm
http://photo.ortho.free.fr/
http://www3.sympatico.ca/stephane.burgoyne/fabien/pecsF.html
http://www.symbolworld.org/
http://pixel.fhda.edu/~heidi/language/library.html
http://www.arts.monash.edu.au/korean/klec/clipart/index.php?TopicID=PeopAct
http://www.vskrems-lerchenfeld.ac.at/arbeitsmaterialien/anlautbilder/page_01.htm
http://badplayer.free.fr/
http://users.skynet.be/providence/vocabulaire/francais/menu.htm
http://cp.lakanal.free.fr/outils/outils_lecture.htm
http://www.clin-itinerante.com/imageslexicales.htm
http://www.axelia.com/Pictogrammes.aspx
http://www.imaginesymbols.com/
http://www.catedu.es/arasaac/pictogramas_color.php
http://pagesperso-orange.fr/apfthionville/intervena/ortho/communic/code.html#anchorpicto

Un logiciel d'aide à la communication, nommé PLAPHOONS, permet de créer une arborescence de grilles dont les cases peuvent contenir une image et/ou du texte. Accessible en mode souris ou défilement, la sélection des cases permet d'afficher le contenu en bas de l'écran. Il est possible d'imprimer les phrases ou de les lire grâce à une voix de synthèse ou une voix enregistrée au microphone.
Il permet aussi de réaliser des tableaux de pictogrammes que l'on imprimera et utilisera pour la conversation sans ordinateur.

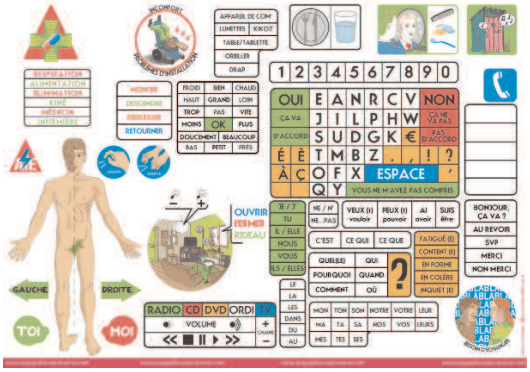
Un nouvel outil de communication “Low-tech”, le pointeur laser.

Certaines personnes locked-in syndrome ont récupéré après leur accident une mobilité de tête et seront intéressées par cette nouvelle aide technique « low-tech ».

Il y a quelques années, on utilisait des pointeurs lumineux artisanaux très simples, comme une lampe frontale, un pointeur laser fixé sur un bandeau ou un serre tête, pour désigner une à une des lettres dessinées sur un support cartonné.
Bien que technologiquement dépassées, ces techniques conservent une réelle utilité lorsque l'informatique fait défaut ; dans la salle de bain ou en sortie par exemple.
Un groupe de travail interassociatif* s'est alors constitué pour concevoir un prototype de pointeur laser ergonomique adapté aux besoins des personnes en situation de handicap ; les recherches de ce groupe ont abouti au Kikoz.
Le laser est fixé sur une monture de lunettes sans verre et relié à un boîtier avec interrupteur contenant deux piles RV 6. Un buzzer rond et indépendant est livré avec le Kikoz, ce bouton poussoir a pour vocation d'attirer l'attention et son enregistreur intégré peut y sauvegarder une phrase d'appel ou une interjection personnalisée.
Une attention particulière a été accordée au filtrage du rayonnement ; les diodes laser ont été équipées d'un filtre atténuant leur puissance. Cela n'exclut pas quelques précautions d'usage élémentaires : l'interlocuteur doit se placer à côté de l'utilisateur et non pas en face, il faut éviter d'utiliser le pointeur à proximité d'un miroir ou d'une porte ; et éviter de plastifier les tableaux pour limiter les reflets.
Le Kikoz est utilisable en mode courte distance (tableau de communication présenté face à l'utilisateur) et en mode longue distance (tableau mural auprès de personnes alitées).



Le Kikoz est assemblée dans un CAT de la région parisienne et distribué à prix coûtant : 100€ (info et bon de commande sur www.lespapillonsdecharcot.com). L'appareil est livré avec un buzzer, une notice et deux tableaux de communication sur support cartonnés, d'autres tableaux sont disponibles en téléchargement.

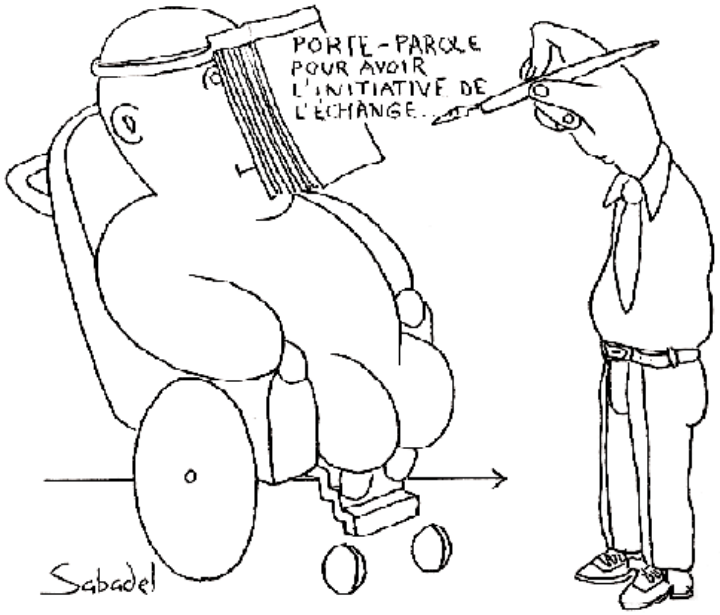


Un autre pointeur :
Mme Christine Boineau utilise un pointeur mis en vente par la société Innovan, le modèle RLAB à 19,5€ (contact : info@apinex.com)

*ALIS, www.alis-asso.fr
Papillons de Charcot, www.lespapillonsdecharcot.com
ASBL “André contre la SLA” (Belgique), www.andrecontrelasla.be
APF-Réseau Nouvelles Technologies, www.rnt.over-blog.com

Les cahiers de liaison

Ce sont des cahiers “album”, sur lesquels les faits importants (quelques photos, commentaires, cartes postales, billets de cinéma, etc.) de la vie de la personne handicapée sont notés. Ils peuvent aider les personnes peu bavardes à entrer en relation avec la personne non parlante. Attention, ces cahiers sont la propriété de la personne handicapée, qui doit en avoir le contrôle : ce cahier ne doit pas être laissé à la portée de quiconque !



Dépendant mais autonome ...

L'entourage a vite fait de penser à la place de la personne non-parlante ... et voilà l'autonomie perdue ! Comment les personnes “porte-paroles” laissent-elles l'initiative de l'échange à la personne non-parlante? Comment la personne non parlante peut-elle interrompre un échange en cours, ou l'initier ? ... Aucune réponse satisfaisante à ces quelques questions, mais bien garder ce souci à l'esprit.

Exemple de tableau de communication qui rassemble lettres, chiffres et pictogrammes

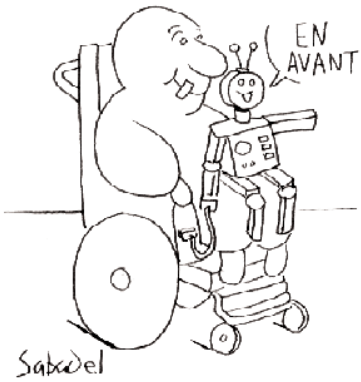
17

18

II. Exploiter les nouvelles technologies

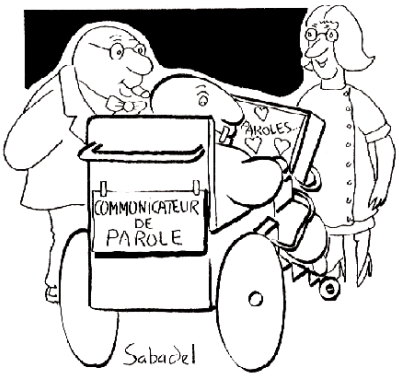
Quand et pourquoi recourir à ces technologies ?

Une fois les premiers outils de communication mis en place (les tableaux de lettres ou de pictogrammes sur lesquels on désigne ou bien les alphabets que l'on égrène), on peut songer à recourir aux nouvelles technologies. Elles viennent très avantageusement compléter les premiers outils. Elles apportent divers "plus", notamment la possibilité d'émettre du son en utilisant des synthèses vocales. Une personne sans parole pourra ainsi appeler ou interpeller, parler avec de jeunes enfants qui ne savent pas encore lire les tableaux ou les alphabets, elle pourra éventuellement téléphoner.
Les nouvelles technologies offrent également de réelles possibilités de s'exprimer par l'écrit. Ces écrits peuvent apparaître sur l'écran, être imprimés sur papier, envoyés par fax ou par courrier électronique...
Enfin, les personnes qui ont préalablement baigné dans l'univers de l'informatique ont toutes les raisons de vouloir retrouver l'usage de ces outils technologiques. C'est alors une commodité, un goût d'indépendance, une habitude de vie!



Les boîtiers de communication ou téléthèses

Uniquement dédiés à la communication, ils sont conçus pour être facilement transportés (sauf sous la pluie !). Leur taille se situe entre celle d'un "organiseur" de poche et celle d'un micro-ordinateur portable ; ils sont légers et assez robustes; ils s'embarquent facilement sur un fauteuil roulant et quand cela est nécessaire, ils peuvent être fixés à proximité du lit.



La partie principale de ces téléthèses est un clavier : alphanumérique, phonétique ou pictographique.
Il y a deux moyens d'agir sur ces claviers.

Soit on désigne, c'est à dire que l'on appuie sur une case correspondant à la lettre, au pictogramme ou au phonème voulu avec un doigt ou avec une aide technique qui peut être un stylet, une licorne[1], un pointeur optique suivant les mouvements de la tête ou un joystick (c'est le mode "désignation").

Soit on déclenche un défilement qui propose successivement les cases du clavier et on stoppe ce défilement quand il a atteint la bonne case (c'est le mode "défilement"). Le défilement est déclenché ou stoppé en actionnant un contacteur adapté, judicieusement choisi et positionné en fonction des aptitudes motrices de la personne handicapée.

La voix émise par ces boîtiers peut être une voix digitalisée, c'est-à-dire préenregistrée par une personne de l'entourage et restituée sur commande de la personne handicapée. C'est le cas sur les *Ara* ou sur l'*Alphatalker*. De préférence, vous enregistrerez la voix d'une personne de même sexe ! La machine restituera donc une liste limitée de messages préenregistrés. Ou bien cette voix peut être obtenue par une véritable synthèse vocale : il s'agit alors d'une voix totalement artificielle (avec un timbre assez "métallique", genre robot[3]). C'est le cas sur des machines telles que le *Lightwriter*, le *Deltatalker* ou le *Dialo*. Bien sûr, une véritable synthèse vocale donne bien plus de liberté dans la conversation, elle offre une véritable ouverture. Notez que ces boîtiers peuvent éventuellement être reliés à une imprimante et sont souvent équipés d'un petit écran. Cela s'avère souvent très pratique ! Nous connaissons une personne atteinte du LIS qui se déplace seule en ville avec son fauteuil roulant et fait ses emplètes avec l'aide de sa téléthèse.

Avant toute acquisition, il faut absolument vérifier que les capacités motrices de l'utilisateur lui permettent d'actionner les touches (selon leur taille, l'espace entre chacune d'elles, leur sensibilité et/ou leur résistance). Bien souvent, il faudra rechercher l'aide technique qui permettra de désigner ou bien le contacteur que la personne pourra actionner (voir pages suivantes). Cette phase s'avère parfois assez délicate... Donc, si ces produits vous paraissent intéressants, renseignez-vous auprès des distributeurs mais aussi auprès de centres de conseil[4], faites des essais[5], demandez les conditions d'installation, de service après-vente. Et surtout : n'achetez rien à la sauvette !

Qu'est-ce que le langage Minspeak ?

Il s'agit d'un concept de représentation du langage qui a pour particularité d'être toujours associé à une machine qui fera le travail d'interprétation et de traduction en langage alphabétique usuel. Touts les mots du langage sont représentés par un ensemble limité de symboles (pictogrammes), environ une centaine. Chaque symbole a ainsi plusieurs significations et peut tantôt être un verbe, tantôt un adjectif, tantôt un nom. La machine discerne la signification du symbole suivant l'ordre de sélection des pictogrammes et du contexte. Finalement on obtient une phrase complète et grammaticalement correcte à partir d'une série de symboles. C'est un langage dit *interprété*.

Certaines téléthèses commercialisées dans le passé voient leur service après vente toujours assuré.

Il s'agit de:
Protéor : Lightwriter, Alpha Talker, Deltatalker
CREE : Les ARA, Canon communicator.

(3) Une voix parfois troublante – des progrès sont attendus dans ce domaine / (4) Voir les adresses des centres de conseil en annexe 1 / (5) Voir les différents services de prêt page 34

Lightwriter *(n'est plus commercialisé)*

Le Lightwriter se distingue du Dialo par ses faibles dimensions: 215x130x80 (en mm, si ce standard est trop petit, il existe un clavier deux fois et demi plus grand) et par l'absence d'une synthèse vocale intégrée.
- Comme le Dialo, il possède deux écrans.
- La disposition du clavier peut être choisie en AZERTY, QWERTY, ou ABCD.
- Fonctionne en désignation ou en défilement lettre à lettre sur l'écran (c'est très lent !) avec arrêt de ce défilement par un contacteur relié au boîtier avec une prise jack.
- Possibilité de mémoriser 36 messages sous des abréviations ou codages alphabétiques.
- Possibilité de connecter une imprimante ou une synthèse vocale (Appolo, Juno ou mieux: Eurovocs, à acheter en plus donc!)
- Accessoires: guide-doigts, kit fauteuil.
- Autonomie: 6 heures en continu.
- Distributeur: Protéor.

Le Dialo V2

Commercialisé et développé par la société Protéor depuis 2003. Il fait suite à de nombreux équipements d'aide à la communication: Hector, le LightWriter, le Polycom, les Synthés.
Les caractéristiques du DIALO :
- En désignation directe, la disposition du clavier est personnalisable sinon il est utilisable en mode défilement (y compris avec un contacteur musculaire ultra sensible).
- 2 écrans de grande capacité (4 lignes de 40 caractères côté utilisateur) pour visualiser les longs messages.
- Une synthèse vocale féminine ou masculine très audible et agréable.
- Une prédiction de mots dynamique: tout mot commencé déclenche la proposition de 5 mots complets, elle s'enrichit avec les mots utilisés par le communiquant. Une mémoire importante pour stocker les messages.
- Une prise imprimante.
- Autonomie: 4 à 12 heures suivant le mode d'utilisation.
- Distributeur: Protéor

Prix de vente: 2750 €

Pathfinder

Concept Minspeak

- Grand écran couleurs tactile.
-Très grande mémoire
- Utilisable par clavier, par contacteur avec un défilement des possibilités, par les mouvements de la tête ou par joystick.
- Très nombreux réglages (temps d'appui, vitesse de défilement…).
- Possibilité d'utilisation en tant que contrôle d'environnement.
- Prédiction de mots et d'icônes apparaissant sur l'écran et le clavier dès la construction du message.
- Dernière version de synthèse vocale pour une bonne restitution sonore.
- Distributeur: Protéor
- Coût approximatif: 10000 €

Alis propose en prêt un Deltatalker, appareil de la même lignée que le Pathfinder, avec toutefois un écran noir et blanc affichant le texte sur une seule ligne.

Vanguard

Concept Minspeak

- Boîtier constitué uniquement d'un grand écran tactile couleur très lisible et d'un détecteur infrarouges pour le pointage à la tête en option.
- Utilisable en mode désignation, défilement à un ou deux contacteurs, ou encore pointage à la tête (en option) ou avec joystick.
- Réglages très complets (taille des cases, vitesse de défilement, etc)
- Synthèse vocale féminine ou masculine de haute qualité.
- Enregistrement de messages écrits et oraux.
- Prédiction de pictogrammes.
- Edition de page et de pictogrammes.
- Possibilité de contrôle de l'environnement et de l'ordinateur (avec KEO)
- Permet de combiner Minspeak et des pages de communication.
- Distributeur: Protéor
- Coût approximatif: 8000 €

Les adresses des distributeurs sont en annexe 4, p. 39

Allora

Distribuée par CIMIS et par Vocalisis, Allora est une aide à la communication facile à utiliser, alphabétique, portable, légère.
- utilisable par clavier, par contacteur.
- Clavier AZERTY
- Une synthèse vocale masculine et féminine de bonne qualité.
- Possibilité de stocker sons et musique.
- Autonomie : une journée
- Prédiction de mots, possibilité de définir des abréviations
- Ecran 2 lignes de 40 caractères, (1 ligne de message et 1 ligne de prédiction)
- Possibilité d'utilisation en tant que contrôle d'environnement (en option)

prix : 2 850 € TTC

Le Leblatphone

Le Leblatphone a été développé par la société SAS Leblat et a été primé au concours Lépine 2006. Cette machine à parler est caractérisée par son format portatif (180*105*22 mm, 260g). Elle comporte 72 touches, chacune représentant un son de la langue française (ex. : « K », « SS », « Al », « OU »).
- lecture de chaque syllabe par une synthèse vocale (voix féminine ou masculine)
- possibilité de lire toute la phrase et d'enregistrer une phrase
- s'adapte très bien au fauteuil roulant
- permet la communication téléphonique
- possibilité de connecter des haut-parleurs externes

La version actuelle requiert un appui sur chaque touche, mais une version avec défilement est en cours de développement.
Prix de vente : environ 2500 € (possibilité de prêt pour un mois)

www.leblatphone.com

Papoo

Commercialisé par Protéor, le Papoo est un outil d'aide à la communication portable et simple d'utilisation. L'utilisateur sélectionne un pictogramme, et une synthèse vocale lit un message qui lui est préalablement associé.
- faibles dimensions : 140*65*45 mm ; 150 g
- 2 écrans tactiles de 1,5"
- voix masculine ou féminine, respecte l'intonation
- interface personnalisable grâce au logiciel Papoosoft (connexion à un ordinateur via un port USB) : possibilité d'ajouter et de modifier des pictogrammes et des messages vocaux, et d'organiser le menu en différents dossiers de manière à améliorer la vitesse d'expression
- peut s'adapter à un fauteuil roulant et se commander par défilement à l'aide d'un contacteur

Prix : 2500 € environ

www.papoo.fr

Megabee

Commercialisé par Protéor, le Megabee est un outil d'aide à la communication, destiné à faciliter les échanges entre les personnes non-oralisantes et les personnes qui ne sont pas accoutumées à la communication avec un code alphabétique.

Pour parler, la personne désigne la zone contenant la lettre de son choix, alors le tiers appuie sur le bouton de la couleur correspondante. Puis la personne désigne la zone de la couleur de la lettre, le tiers appuie alors sur le bouton de la couleur appropriée ce qui finalise la sélection de la lettre et son affichage sur l'écran.

Possibilité d'enregistrer des messages sous des raccourcis.

Permet de charger les messages sur le PC à l'aide d'une connexion Bluetooth.

Prix : 997 €.

Et l'ordinateur ?

Beaucoup d'avantages… et quelques contraintes :

Depuis les années 1970, les nouvelles technologies de l'information se sont développées et nous voilà dans l'ère du multimédia avec des outils beaucoup plus accessibles.
Le prix n'est plus vraiment un obstacle et tend même à devenir un atout. L'ordinateur est un outil ouvert et évolutif permettant beaucoup d'activités (en langage informatique, on parle d'*applications*) notamment la communication écrite ou orale.
Il donne accès au jeu, à la culture, à Internet, au télétravail.
Il est donc intéressant de s'en équiper non seulement comme aide à la communication, mais aussi comme voie d'accès à diverses activités.
Une personne non-parlante équipée d'un clavier et d'une souris adaptés sera en mesure d'émettre une voix synthétique grâce aux logiciels de synthèse vocale qui arrivent aujourd'hui sur le marché à des prix tout à fait accessibles (exemple: le logiciel "Speakback", environ 45 €).

Les limites de cet outil restent son encombrement (même un ordinateur portable reste plus gros et plus lourd qu'une téléthèse), son déplacement difficile et les difficultés éprouvées par certains à se mettre à l'apprentissage de la rigueur informatique...
Enfin, on doit faire l'effort de s'installer devant l'ordinateur et il n'est pas toujours à disposition 24 heures sur 24.
Par exemple en pleine nuit ou en promenade à l'extérieur, il peut être plus pratique de recourir au tableau "Velléda" ou au conjoint, au parent qui épelle l'alphabet !

L'ACCOMPAGNATEUR INFORMATIQUE

Il est un ami d'enfance, un voisin, le conjoint ou un beau-frère. Il est une personne "clé" dans le projet d'équipement avec des technologies nouvelles. C'est lui qui saura glisser la disquette ou le CD-Rom dans le lecteur ou envoyer un mail au distributeur, appeler le conseiller en posant les questions, "relancer" la machine qui aura planté par hasard...
Si vous n'avez pas l'âme ou le profil du parrain, alors mettez-vous en quête de celui-là : il y a certainement un jeune ou un senior pas si loin de chez vous, qui sera ravi de vous rencontrer et vous apporter ses compétences !

Comment piloter un ordinateur quand l'utilisation du clavier et de la souris est impossible ?

Classiquement, un ordinateur nécessite qu'on puisse utiliser un clavier et une souris. Mais si l'utilisation du clavier ou de la souris est problématique du fait d'une motricité réduite ou nulle des membres supérieurs, diverses alternatives sont à notre disposition, comme l'indique le tableau suivant :

L'écran

Alternatives à l'écran
- Installer des curseurs animés et assez gros*
- Agrandir les caractères d'affichage*
- Utiliser une synthèse vocale** énumérant les lettres apparaissant sur l'écran, lisant les menus

L'unité centrale

La souris

Alternatives à la souris

Pour déplacer le curseur :
- Exploiter les réglages du système d'exploitation*
- Easy Rider***
- Utiliser une souris ergonomique** : trackball, joystick, plages tactiles, etc.
- Exploiter les mouvements de la tête***
- Exploiter les mouvements de l'œil***
- Exploiter les impulsions cérébrales***
- Logiciels utilitaires**

Pour cliquer :
- Actionner un contacteur adapté**
- Utiliser un logiciel utilitaire**
- Exploiter le mode "immobilisation" de certains logiciels

Le clavier

Alternatives au clavier
- Exploiter les réglages du système d'exploitation*
- Utiliser un Guide-doigt** ou un support d'avant bras mobile**
- Utiliser un clavier ergonomique ou spécial***(divers modèles)
- Utiliser un clavier programmable*** (divers modèles)
- Afficher un clavier à l'écran* (fonctionnant en désignation ou en défilement)

Les meilleurs claviers à l'écran ne sont pas toujours les plus chers

Les produits cités dans ce tableau sont décrits dans les pages qui suivent.

* : paramétrages ne nécessitant aucun achat - ** : produits à prix inférieur à 150 € - *** : produits à prix supérieur à 150 €.

1) Alternatives à l'écran

De nombreuses personnes handicapées ont des troubles visuels qui ne leur permettent pas de voir correctement un écran classique d'ordinateur ; il faut donc adapter leur écran, et leur permettre ainsi d'avoir accès aux informations contenues sur celui-ci.

■ Le système d'exploitation de l'ordinateur ou certains logiciels permettent souvent d'adapter la taille et la couleur de ce qui est observé à l'écran ; la taille de la souris (cf « Alternatives à la souris »), des icônes, ou d'un texte saisi (par exemple sous Word) peut être adaptés en fonction des besoins visuels de l'utilisateur. La plupart de ces options se trouvent dans le « Panneau de configuration » d'un PC ou dans les « Préférences système » d'un Mac, ou dans les options de chaque logiciel utilisé.

■ Enfin, une solution particulièrement utilisée est la synthèse vocale ; il en existe de deux types : matérielles ou logicielles. Les synthèses matérielles sont souvent embarquées sur un fauteuil roulant, alors que les solutions logicielles s'utilisent en complément d'un logiciel de traitement de texte ou d'un clavier virtuel. Les synthèses vocales offrent la possibilité de lire les lettres, les mots ou les phrases que la personne tape au clavier (ou par tout autre moyen de saisie). Ce retour vocal est particulièrement important lorsque la personne souffre de problèmes visuels, et a donc du mal à voir le texte saisi, mais peut également servir à créer une émulation de la voix de la personne handicapée. Généralement, différentes types de voix sont proposés (homme, femme, garçon ...).

Néanmoins, cette aide peut être perçue par certaines personnes comme un renoncement aux progrès en orthophonie. D'autres peuvent également refuser d'entendre leur ancienne voix remplacée par une voix de synthèse.

2) Alternatives à la souris :

Les personnes handicapées peuvent être confrontées à trois types de problèmes très différents concernant le maniement de la souris : tout d'abord, voir bien nettement la flèche sur l'écran, ensuite la déplacer efficacement et enfin cliquer[5] sans bouger la souris. Selon la difficulté rencontrée, la solution diffère. Voici un panorama de ces alternatives :

a) Accessibilité Windows

■ Le système d'exploitation de l'ordinateur permet de modifier l'aspect de la flèche apparaissant à l'écran. On peut ainsi avoir une flèche plus grosse, colorée, éventuellement animée. On peut aussi faire apparaître une traînée qui visualise le déplacement effectué et aide à le repérer. Dans Windows, ces réglages sont possibles en actionnant l'icône "Démarrer" puis "paramètres", "panneau de configuration" puis "souris", "accessibilité" ou "apparence". Windows permet encore de déplacer cette flèche beaucoup plus vite ou beaucoup plus lentement. Or, plus la vitesse de déplacement de la flèche sera élevée, moins l'amplitude du mouvement pour réaliser la même distance sur l'écran sera nécessaire. En résumé et pour parler plus simplement : plus la flèche va vite, plus je dois être précis, mais moins je dois bouger. Intéressant! On peut aussi très facilement mettre toutes les fonctions de la souris (déplacer la flèche et cliquer) sur les touches du pavé numérique. Ainsi, celui qui peut utiliser le clavier mais pas la souris déplacera la flèche et cliquera en appuyant sur les touches du pavé numérique.

b) Souris adaptées

■ Le "trackball" est un système de pointage qui remplace la souris habituelle. Il s'agit d'ailleurs d'une souris à l'envers. Le socle est fixe et est doté d'une boule qui peut tourner sur elle-même. Quand cette boule est actionnée, la flèche se déplace sur l'écran. C'est une solution pour des personnes qui peuvent bouger les doigts, mais qui ont des difficultés à porter et déplacer précisément leur bras ou main. Il existe des trackball à grosse boule ou à toute petite boule. Notez que certaines personnes utilisent le trackball avec le menton ou avec la langue. Pour que cela puisse se faire, il faut bien entendu que le trackball ait été judicieusement positionné et fixé sur un support! Les clics se font par appui sur les boutons du trackball ou par contacteur adapté relié au trackball. Les trackball tendent à devenir des produits "grand public", mais certains, très spécifiques, ne se trouvent que chez les distributeurs spécialisés. Exemple d'un gros trackball très apprécié: Kensigton-Expert Mouse (grosse boule), ou bien Thumbellina (petite boule). Ci-dessus, une trackball *Logitech* disponible en grande surface.

■ Les joysticks sont des manettes de jeu. On les connaît généralement comme systèmes de pilotage du fauteuil roulant électrique. Ce même genre de manettes peut être utilisé pour pointer à l'écran. Les clics se font par des boutons à côté ou sur le haut de la manette. Ces joystick sont typiquement des outils qui nécessitent une adaptation (par l'addition d'un boîtier ou d'un petit logiciel) pour devenir de véritables équivalent-souris.

■ Des plages tactiles permettent de déplacer la flèche sur l'écran en caressant une petite tablette du bout du doigt. Le clic s'obtient par une légère pression du doigt sur cette même tablette. Ces plages tactiles tendent également à devenir des produits "grand public". Mais certaines ne se trouvent pas facilement, vous devrez alors vous adresser à des distributeurs spécialisés.

■ Une association de cinq contacteurs disposés en étoile peut gérer les mouvements droite/gauche ou avant/arrière du curseur.

■ Sur le même principe de l'association de contacteurs, des mini-contacteurs incrustés dans un palais artificiel et actionnés par la langue peuvent générer les mouvements droite/gauche ou avant/arrière du curseur. Ce montage nécessite d'être réalisé sur mesure avec la collaboration d'un prothésiste dentaire.

c) Systèmes de pointage à la tête

Il en existent de deux sortes : les solutions matérielles nécessitent une caméra sur l'écran et un émetteur sur la tête de l'utilisateur, et les solutions logicielles se composent d'une webcam et d'un logiciel.

■ Les solutions matérielles : Ce repérage s'active soit avec une gommette réfléchissante collée sur le front ou les lunettes de l'utilisateur, soit avec un casque. Les évolutions technologiques dans ce domaine sont tout à fait intéressantes. Ainsi, le système *TrackIR* (ci-contre, avec sa pastille frontale et pièce de un centime d'euro à droite pour l'échelle) pour environ 150€. En revanche, le système *Headmouse* avoisine le millier d'euros et il faudra passer par un revendeur spécialisé pour son acquisition.

à droite :
Un TrackIr

■ Les solutions logicielles : une webcam fixée sur l'écran associée à un logiciel détectent les mouvements de la tête et les retranscrivent en mouvements du curseur. Quatre logiciels gratuits :

Camera Mouse (PC): il suffit de choisir un point du visage, et le logiciel suit chacun de ses mouvements. Une fonction permet même de filtrer les légers tremblements de tête.
Téléchargement sur www.cameramouse.org.

Adaptive Mouse (PC) : le visage est entièrement détecté, et le déplacement du curseur est particulièrement fluide ; de plus, il n'est pas nécessaire de le réinitialiser après une absence.
Téléchargement sur http://nipg.inf.elte.hu/headmouse/headmouse.html (rubrique « projects » puis « headmouse »)

HeadMouse2 (PC) : logiciel permettant de cliquer en ouvrant la bouche ou en clignant les yeux.
Téléchargement sur http://robotica.udl.es

INavigate (Mac OSX) : les mouvements de la tête sont détectés par une webcam.
Télécharegment sur www.apple.com/downloads

d) Systèmes de pointage par l'oeil

Quant aux systèmes de pointage pilotés par les mouvements de l'œil (Eyegaze, Visioboard, Quickglance, Erica, MyTobii) : il s'agit de la solution ultime lorsque aucun mouvement de l'utilisateur n'est fiable. Voir annexe 4, page 41.
Une étude comparative est disponible sur
http://www.handicap.org/?Les-dossiers-PFNT

Un logiciel gratuit nommé B-link permet de contrôler l'ordinateur par le simple clignement des paupières (détecté par une webcam ordinaire). Il ne s'agit pas cette fois-ci d'un système de pointage, ce système fonctionne en effet par défilement où les paupières jouent le rôle de contacteur.
Informations et adresse de téléchargement sur :
www.orange.com/fr_FR/groupe/actus/b-link.jsp

e) Autres

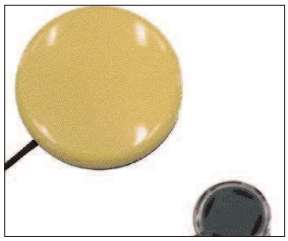
- Il existe aussi des systèmes qui font défiler une ligne horizontale de haut en bas de l'écran, puis glisser un doigt virtuel le long de cette ligne. La ligne et le doigt s'arrêtent en actionnant un contacteur. (Exemple : Cross-scanner)
- Nous n'avons pas encore testé les systèmes captant les impulsions cérébrales et les convertissant en mouvement du curseur sur l'écran... il va falloir s'y intéresser d'

Remarques :
- Notez également de petits logiciels utilitaires appelés logiciels de clic-automatique. Ils font apparaître une fenêtre composée à l'écran. En s'immobilisant dans telle ou telle partie de cette fenêtre, on "stocke" un clic, double-clic ... qui se déclenchera dès l'immobilisation suivante. On est donc ainsi affranchi de cette rude mission de cliquer ! Par défaut, le clic est généré à chaque immobilisation d'un certain temps prédéfini. (Exemples de logiciels: Dragger, Point-N-Click, Magic-cursor, Dwellpick, Quick-wizard)

- Sachez enfin qu'un grand nombre de "raccourcis-clavier" permettent de déclencher des actions sans recourir à la souris ! Il est bon d'en apprendre certains afin de s'affranchir de la souris. Par exemple, pour les PC, le menu "fichier" se déroulera non seulement si vous cliquez dessus, mais également si vous appuyez sur les touches "Alt" et "f". En effet, si vous observez attentivement votre écran, vous noterez que le "F" de "fichier" est souligné. De même pour le "E" de "Édition", le "t" de "Format", etc.
Et puis en appuyant sur la touche "Windows", vous déroulez le menu "démarrer", en appuyant sur "Ctrl" et "S" vous enregistrer un document. Tous ces raccourcis sont bien intéressants.

3) Les contacteurs :

Un contacteur judicieusement choisi, bien placé et solidement fixé permet de générer le clic. Il s'agit d'un "interrupteur" qui déclenche ou arrête une action.
Cet interrupteur actionné par la personne non-parlante doit donc respecter divers critères : taille, sensibilité, fixation possible à proximité. Il se déclenchera immédiatement ou en fin de course, émettra éventuellement un feed-back auditif, tactile ou visuel.



Sans en faire une revue exhaustive, signalons quelques contacteurs qui s'avèrent très pratiques :

Ces contacteurs se trouvent généralement chez des distributeurs spécialisés. Ils doivent absolument être essayés pour s'assurer de leur adéquation.

- Les contacteurs musculaires mécaniques (voir ci-contre) qui se déclenchent par la pression (tête, main, doigt, ...).

- Les contacteurs myo-électriques, qui sont très petits, minces, et se déclenchent avec une contraction minime. Ils seront volontiers utilisés par les patients qui n'ont qu'un mouvement de paupière (EMOS).

- Le contacteur "coup de poing", qui autorise la commande répétée par un geste brusque (par exemple avec le pied), particulièrement apprécié des patients dystoniques ou spastiques.

- Le contacteur musculaire 7N93 de Protéor ne nécessite quant à lui aucune pression de la part de l'utilisateur ; une électrode est sensible au toucher ou permet même de détecter la simple contraction d'un muscle
(ex. : joue, sourcil…).

- Le Scatir est un contacteur infrarouge, qui existe en deux versions : l'une est montée sur flexible, s'adapte au fauteuil roulant et s'active en approchant une partie du corps (même sans contact physique), l'autre se fixe sur une monture de lunettes et s'active par le clignement de paupière.

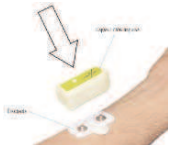
- Le contacteur sonore, qui permet de déclencher un contact ON / OFF par le bruit ou par le souffle.

- Le contacteur de palais actionné par la langue, utile aux personnes qui n'ont qu'un mouvement de la langue ... il nécessite d'être fait sur mesure avec la collaboration d'un prothésiste dentaire

- Contacteur Impulse.

C'est le nouveau contacteur electromyographique du fabricant Ablenet, il détecte les contractions musculaires même les plus faibles. Le contacteur, fixé sur un muscle dont l'utilisateur a le contrôle, transmet les informations par bluetooth à l'ordinateur. Ce contacteur est donc destiné aux activités informatiques uniquement.

Une vidéo de démonstration est disponible à l'adresse suivante : http://rnt.over-blog.com/article-29735021.html



Contacteur EMG Impulse

4) Alternatives au clavier :

■ Quelques paramétrages simples dans Windows (passez par “paramètres” – “panneau de configuration” – réglages “clavier” et “accessibilité”) permettent de régler des problèmes dus aux tremblements (gestes imprécis actionnant plusieurs touches ou répétitions de touches) ou les appuis trop prolongés sur une touche. La rémanence[8] des touches peut utilement se substituer à la nécessaire simultanéité des touches. En effet, il n’est pas facile d’actionner deux, voire trois touches simultanément. La rémanence des touches permet d’actionner les touches les unes après les autres. C’est donc utile pour les personnes qui n’ont qu’un doigt ou qui utilisent une licorne.

■ Il existe de nombreux logiciels qui font apparaître un clavier sur l’écran. On parle de “claviers à l’écran” ou d’”émulations de clavier à l’écran” ou de “claviers virtuels”. Ils sont souvent utilisés par les personnes atteintes du LIS.

Certains logiciels font juste apparaître un tableau (ou clavier) et s’associent à un traitement de texte ou à toute autre application. D’autres génèrent un tableau accolé à une plage de texte. Ces derniers servent donc exclusivement à l’écriture et à la communication (on les appelle un peu abusivement les “logiciels de communication”, car ils sont dédiés à cet effet). Mais si on veut non seulement communiquer, mais aussi “surfer” sur Internet ou aller dans toute autre application, on s’équipera plutôt des premiers, vu leur potentiel plus étendu.

Les claviers à l’écran peuvent être de taille variable et l’on peut parfois modifier le nombre et le contenu des cases. On les utilisera soit par désignation avec un système de pointage (un “équivalent-souris”, qui nécessite de se positionner sur la case et de cliquer), soit par défilement des cases généré, puis arrêté, en actionnant un contacteur précédemment choisi. Certains tableaux à l’écran sont conçus pour pouvoir être utilisés sans avoir besoin de cliquer. Une simple immobilisation sur la touche à l’écran sélectionne la lettre. C’est le cas de WIVIK ou SCREENDOORS en mode “Dwell”. Certains sont gratuits et téléchargeables sur l’Internet.

■ Les guides-doigts sont des plaques en plexiglas (ou autre matériau) qui sont trouées précisément aux emplacements des touches du clavier. Convenablement posé sur le clavier, le guide-doigts évite qu’une personne appuie sur deux touches en même temps par manque de précision du geste.

Attention : tous les claviers se ressemblent, mais diffèrent sensiblement. Un guide-doigts doit donc être choisi en l’essayant sur le clavier. Un guide-doigts fabriqué sur mesure coûtera généralement plus cher qu’un achat groupé “clavier + guide-doigts”.

■ On trouve également des claviers avec des gros caractères (dits les “claviers loupes”), de taille variable, très petits ou très grands, de formes incurvées, utiles plus précisément pour personnes mono manuelles.

■ Des planches lisses, programmables à volonté, répondant à une pression très réduite peuvent rendre service. On les programme pour qu’elles proposent le clavier que vous désirez : de deux à deux cent cinquante six cases dont le contenu sera une lettre, un mot, une phrase, un pictogramme, un son. (Intellikeys par Intellitools)

Pour accélérer la frappe :

■ Les logiciels de prédiction de mots d’ailleurs souvent associés à certains claviers virtuels, génèrent une fenêtre qui propose une liste de mots commençant par les premières lettres que la personne vient d’écrire. Eventuellement, le logiciel propose les mots les plus fréquemment utilisés après ce premier mot. Ces logiciels fonctionnent à partir d’un dictionnaire qui s’incrémente avec le vocabulaire propre à chaque utilisateur. Attention, ces systèmes peuvent troubler une personne qui a du mal à garder le fil de ses idées! Certains claviers à l’écran, comme par exemple WIVIK, SCREENDOORS, ONSCREEN, proposent la “prédiction de mots” en option, sinon il s’agit de logiciels autonomes comme Dicom (gratuit), Turbotexte (19,95 €), Penfriend (149 €) et Skippy (230 €), les deux derniers étant globalement plus efficaces.

(voir le comparatif effectué par la Plateforme Nouvelle Technologie sur http://www.handicap.org/?Les-dossiers-PFNT)

■ Les abréviations sont aussi un outil intéressant : en écrivant simplement vos initiales, votre nom complet peut s’afficher. Ou bien votre adresse complète en écrivant simplement “adr”. Dans le traitement de texte WinWord, on entre ces abréviations de notre choix en allant dans le menu “Outils” puis “corrections automatiques”. Attention, cela nécessite une certaine mémoire des abréviations entrées dans l’ordinateur !

■ Certains claviers virtuels, comme c’est le cas de H-MOUSE (développé par l’Association Idée et disponible en téléchargement gratuit sur le site www.idee-association.org) permettent d’**éviter des mouvements trop importants** de la souris ou du système de pointage utilisé grâce à un regroupement des lettres par case et à une prédiction de mots.

5) D’autres alternatives

Kecom

Kecom est un logiciel qui fonctionne sur un PDA de type Pocket PC, et permet de vocaliser des phrases, ou d’envoyer des SMS.
- Le tableau des lettres proposé évolue au fur et à mesure de la saisie, et permet ainsi un gain de temps considérable.
- Kecom possède un dictionnaire de base qui s’enrichit du vocabulaire de l’utilisateur.
- Possibilité d’enregistrer des messages et de les réemployer à tout moment
- Permet de lire les SMS reçus, mais également de composer ou recevoir un appel téléphonique à l’aide d’une synthèse vocale intégrée
- Kecom peut s’utiliser soit avec le bouton du PDA, soit à l’aide de l’écran tactile, soit grâce au bouton d’une souris.
- Kecom peut s’utiliser par défilement à l’aide d’un contacteur.

http://kecom.over-blog.com/

Le système Easy Rider

L’ *Easy Rider* est un système qui remplace la commande d’origine du fauteuil électrique. Il se positionne comme une interface universelle qui permet le contrôle de son environnement (domotique, téléphonie, etc). Moyennant l’ajout d’un boîtier USB infrarouges sur l’ordinateur, il est possible de piloter le curseur par le joystick du fauteuil électrique, ou autre commande. Coût : de 1700 € à 4 500 € (indicatif du fait de la grande modularité du système).

Ci-dessous, un Easy Rider piloté par un simple contacteur en mode défilement.

Tablet PC, UMPC (Ultra Mobile PC)

Les micro-ordinateurs, tablet PC ou UMPC (Ultra Mobile PC), apportent des nouvelles solutions de communication car permettent d’embarquer l’informatique sur le fauteuil roulant. Ils concurrencent alors les boîtiers de communication embarqués (téléthèse dialo…). Les UMPC, produits grand public, moins onéreux et de très petite taille, peuvent se révéler intéressants :
Il est possible par exemple d’y installer des logiciels de claviers virtuels couplés à une synthèse vocale.
Deux Sociétés (SAS Leblat et Versi) ont récemment opté pour l’UMPC Samsung Q1 Ultra comme support à leurs logiciels d’aide à la communication : respectivement Leblatcom (4 086 €) et Phraseur (1 593 €).
Le Q1 Ultra de Samsung, petit et léger (12 cm sur 23cm, 690g), est équipé d’un écran tactile. Il est possible de lui adjoindre par un port USB un clavier et/ou une souris. Prix : entre 932 € et 1 255 €. (modèle HDSPA connexion sans fil WWAN, bluetooth… à 1 255 €.)

Il existe de plus en plus de ces logiciels ! Notez principalement les critères qui les différencient.
Ce sont ces critères qui vous mèneront vers celui qui vous conviendra. Certains critères ne sont pas évoqués dans ce tableau, mais peuvent vous intéresser : la possibilité de générer un défilement sonore des lettres (utile aux personnes ayant des troubles visuels), de manier des images, de générer des macro-commandes, de gérer les déplacements de la souris ...

LES CLAVIERS VIRTUELS

	PC	MAC	Clic	stationnement	défilement	Prédiction	Programmation	Prix (€)
ClavicomNG	X		X	X	X	X	Paramètrable	0
CVK	X		X	X	X	X	A venir	0
Keyvit	X		X	X	X		Oui (simple)	250
Wivik	X		X	X	X	X	Oui(complexe)	700
On screen 1.78	X		X			X	Oui	100
Screendoors	X		X		X	X	Aucune	300
Clicker	X		X		X	option (penfriend)	Oui	200
Discover screen	X		X	X	X	Non	Oui (simple)	150
Dasher	X		X		X	X	Non	0
The Grid 2	X		X	X	X	X	Oui	600
Chewing Word	X		X		X	X	non	0
Key strokes		X	X	X		X	Oui	250
Switch XS		X			X	En option	Oui	250
Donner la parole	X	X	X	X	X	X	Aucune	0
H-Mouse	X		X	X		X	Oui	0

Vous trouverez un document complet sur ces logiciels sur le site Internet
www.handicap.org/?Les-dossiers-PFNT

Nous garantissons la non-exhaustivité de ce tableau. Nous y évoquons exclusivement les logiciels que nous connaissons bien.

Pour conclure, il est temps de laisser la parole à des personnes non-parlantes, qui nous confient leur version des faits...

Maryannick Pavageau:
joel.pavageau@orange.fr

"Le 2 mai 1984, j'étais admise en rééducation fonctionnelle toujours à Nantes. J'étais encore alitée, l'intubation enfin ôtée, lorsque l'orthophoniste commença à me rendre visite, les cordes vocales paralysées pouvant heureusement être "remises en action". Un long travail d'articulation et de "souffle" commença, je communiquais avec mes proches et le personnel hospitalier grâce à des clignements d'yeux : code "oui-non" préalablement défini et par le défilement de l'alphabet ordinaire - tout autre "code" nous étant alors inconnu, je n'étais d'ailleurs pas en état d'enapprendre un, et pas du tout "disposée" à le faire, persuadée que c'était temporaire et que tout allait rentrer "dans l'ordre". Le terme de "Locked-In-Syndrome" n'avait jamais été prononcé, le "cas" semblant assez rare !

J'ai eu "la chance" de pouvoir revenir en week-end à mon domicile dès le 5 juillet, pour mes 30 ans, puis en vacances où les soins pouvaient se poursuivre, dont l'orthophonie!
Lorsque j'étais couchée, on m'avait installé un contacteur électrique près de la tête que je pouvais actionner pour déclencher une sonnette d'appel - que de dérangements intempestifs!

C'est à l'issue de nombreux mois (je ne me souviens plus très bien), près de 18 environ, je crois, que j'ai été en mesure de prononcer quelques mots, ceux qui m'étaient "familiers". J'ai toujours bénéficié de 2 séances d'orthophonie par semaine, même actuellement, au bout de 16 ans.
Psychologiquement, c'est pour moi un élément essentiel de la rééducation: échanges amicaux sur la vie, relaxation, respiration, répétition de mots avec consonnes-voyelles, lecture, chant, articulation surtout ce qui permet de deviner ce que je veux exprimer sur les lèvres (ma fille a pu le faire très rapidement), le langage des siges grâce aux mains étant exclu...

Ce travail est plus aisé dès que l'on peut être en fauteuil (actuellement entièrement électrique et avec une fonction verticalisateur).
L'ordinateur m'aide énormément pour compléter cette "communication". D'abord pour le courrier, le traitement de texte de différents documents, et à présent, grâce à Internet, le fax, et à l'installation d'un téléphone "mains libres". Le débit vocal demeure très irrégulier, "surprenant" pour quelqu'un qui n'est pas habitué à ce "langage", tributaire de mon état de fatigue très rapide, de ma spasticité…

Au bout de 16 ans donc, je demeure "optimiste"... Des évolutions demeurent possibles, de par moi-même, et en ayant confiance en l'amour des miens et en l'amitié de mon entourage. Mais surtout : ni attitudes de compassion, sans doute compréhensives, ni attitudes d'infantilisation, probablement "fort confortables".

D. T. :

"Avec mes enfants et ma femme, je communique en utilisant l'alphabet ESARIN divisé en 4 lignes. Avec d'autres personnes l'échange s'avère plus difficile surtout si elles ne connaissent pas l'alphabet. Dans ce cas, je ne peux répondre qu'à des questions fermées, par un signe de l'œil qui signifie oui et un autre non. Le tour est vite fait. De plus, nous n'arrivons pas toujours à nous mettre d'accord sur le sens de ce que je veux dire : mon interlocuteur comprend alors ce qu'il souhaite entendre! Le plus dur c'est que trop souvent les autres oublient que je suis un individu à part entière avec ses problèmes, ses frustrations, ses doutes. Ils me considèrent seulement comme une personne qui ne parle pas. Leur comportement oscille entre la gêne et l'indifférence. Heureusement l'ordinateur me permet via l'Internet et le fax de m'exprimer avec mes mots. Techniquement, les idées vont plus vite que l'œil malgré tout, mais la machine devient mon espace de liberté où je peux faire ce que je veux, quand je le veux. Derrière l'écran, le handicap s'oublie... pour un temps, même si l'ordinateur ne remplacera jamais la spontanéité d'une conversation. J'échange beaucoup avec des personnes LIS comme moi. Cela me fait du bien car je sais qu'elles comprennent ma solitude et mon mal-être puisqu'elles les vivent aussi au quotidien. Ceux qui parlent auront toujours du mal à réaliser dans quel monde clos nous sommes enfermés."

Alain Thuillot :
alain.thuillot@orange.fr

"Le plus pénible à mes yeux, aura été l'époque où je ne pouvais pas ou très difficilement parler. Je vais d'ailleurs vous décrire quelques exemples de comportement de personnes de mon entourage :
- Il y a les gens qui font une association d'idées, à savoir : il ne peut plus parler donc il est sourd et quand ils s'adressent à vous, ne peuvent pas s'empêcher de hurler .
- Vous avez ceux qui pensent que vous venez "d'un pays étranger ou d'une autre planète" et qui vous parlent "petit nègre".
- Certaines personnes pensent que si vous ne parlez pas ou difficilement, vous devez avoir un âge mental qui ne dépasse guère cinq ans. En général, au bout de quelques échanges ils s'aperçoivent de leur erreur et changent leur manière de s'adresser à vous, mais il est trop tard LE MAL EST FAIT.
- Vous avez ceux qui, par gentillesse, ne veulent pas vous faire répéter (car je reparle de mieux en mieux) mais qui n'ont rien compris de ce que vous leur disiez. Vous vous en rendez compte rapidement.
- Et pour finir, je vous parlerais de ceux qui vous font croire qu'ils ont de l'estime pour vous, en vous posant une question sans attendre la réponse. Cette liste d'exemples n'est pas exhaustive. Mais ne dramatisons pas car ces personnes ne représentent qu'un faible pourcentage de mes interlocuteurs. Malgré tout, ces types de comportement ne vous aident guère à retrouver le moral.

RAPPELEZ VOUS JUSTE, NE FAITES JAMAIS AUX AUTRES CE QUE VOUS N'AIMERIEZ PAS QUE L'ON VOUS FASSE !"

Roland Boulengier:
boulengier@skynet.be

“Conseils aux autres utilisateurs

Ne jamais abandonner, même quand c'est très difficile. Il faut toujours du courage et de la persévérance pour aboutir. Communiquer vaut bien tous les efforts. Sans communication, la vie sociale devient extrêmement pauvre. Il ne faut pas laisser s'échapper une telle opportunité. La vie ne sourit qu'à ceux qui font tout pour qu'elle ait un sens.

Ce que je regrette:

Etre traités comme des enfants ou des débiles. La lenteur de nos machines qui nous donnent deux handicaps : les gens n'ont pas la patience d'attendre de nous écouter et il nous est difficile de suivre une conversation car nous devons nous concentrer sur notre machine pour nous exprimer. Sans la machine nous devenons entièrement dépendant de notre entourage ou du moins de ceux qui prennent la peine de comprendre.”

Moyens de communication (Janine Boulengier)

“Au début : en lui posant des questions qui ne demandaient que le oui et le non, réponse ou demande par le regard, oui de la tête et du pouce, non de la tête. J'avais fait un petit tableau pour des questions qui revenaient souvent. Le personnel soignant n'avait qu'à poser la question et suivre son regard.

Exemple : vous remonter ? (pieds touchant souvent la barre du lit), réinstaller le coussin sous les pieds, l'oreiller, mal ou masser (pied droit/gauche/les deux)...votre nez... il vous démange?) Au fur et à mesure que j'écris ces lignes, je m'aperçois qu'aujourd'hui rien n'a changé, ces questions reviennent quotidiennement, sauf que pour certaines, il se débrouille tout seul.

Ensuite : L'alphabet sur une ardoise Véléda

Nous avons aussi utilisé le stylo laser dès qu'il a pu le tenir avec son pouce. Les lettres écrites en plus gros au pied du lit ou sur un mur. Pratique, mais demande un effort constant du patient... Avec l'habitude dès qu'il commençait un mot la suite venait toute seule, pour en arriver à la supprimer totalement. Aujourd'hui il est un peu oralisant, faisant des phrases plus ou moins compréhensibles pour l'entourage.”

Annexe 1 :
Faire le bon choix

Trouver le bon panachage de produits et les paramétrages adaptés constitue le travail que doivent réaliser ensemble la personne non-parlante, son entourage, les professionnels paramédicaux et les distributeurs de produits. Ce travail est impossible sans réaliser des essais. Ceux-ci peuvent s’avérer assez longs, surtout si la personne handicapée n’a jamais utilisé d’ordinateur. Rares sont les professionnels en mesure de vous conseiller sur toute la gamme des produits et des techniques. Les distributeurs connaissent bien leur matériel. Ils peuvent vous informer et répondre à vos questions techniques sur des produits de leur catalogue. En revanche, ils n’ont pas tous la connaissance de l’ensemble des produits qui existent sur le marché français.
Quant aux professionnels paramédicaux sensés être plus neutres, ils manquent parfois d’informations sur les produits “High-Tech”.

Vous devez alors vous rapprocher de structures d’information et de conseil. Nous considérons que ces centres de conseil doivent être indépendants de la vente de produits, cette qualité étant nécessaire pour assurer leur neutralité !

Où trouver des conseils et tester du matériel ?

Le choix d’un matériel de communication alternative parfois coûteux doit être fait en pleine connaissance de cause. Il est donc indispensable d’essayer le matériel et un essai de quelques heures hors de l’environnement de vie de la personne (qu’elle vive à domicile ou en centre de rééducation) ne suffit pas à évaluer si l’appareil convient. C’est pourquoi il existe des structures qui proposent un prêt de matériel à domicile. Cette section propose une liste de différentes structures de conseil et de prêt d’équipement.

1) ALIS

Le choix d’un matériel de communication pour personnes LIS n’est jamais évident. Il requiert des essais multiples et souvent longs. Le parc de matériel d’ALIS permet des essais sur une longue période et donc un choix réfléchi que les distributeurs ne proposent pas. En outre lorsque la solution est trouvée, ALIS peut prêter le matériel jusqu’à l’obtention des financements par la MDPH et les autres organismes contactés. ALIS intervient aussi comme financeur lorsque le dossier est passé en commission.
Pour tout cela la permanence d’ALIS est à la disposition des personnes LIS et de leurs thérapeutes. Hubert Azemard, bénévole, est responsable de ce parc de matériel et organise les essais et les prêts qui nécessite parfois son déplacement.

Le parc de matériel d’ALIS :
Ordinateurs portables ; tablet PC ; trackir ; scatir ; Keo ; des contacteurs (Jelly Bean, contacteurs musculaires, contacteurs 7N93, contacteur Heavy Duty, contacteur Crystal Clear, contacteur Ablenet, contacteur 7C02, contacteur micro léger, contacteur Microlight, Beam Bundle, contacteur Tash) ; souris (souris Kensigton, souris LX8) ; Track-Ir ; Smart-Nav ; mini-joystick ; sonnette ; bras articulé ; trackball ; différentes interfaces (joycable, mouse interface…) ; support de contacteurs ; webcam ; des logiciels (Swifty, Eurovocs, The Grid 2) ; dialo ; visioboard ; deltatalker ; lightwriter.

La permanence d’ALIS est ouverte les lundis, mardis et jeudis.

Email d’Hubert Azemard, responsable des aides techniques :
azemard@alis-asso.fr

Liste non exhaustive

2) FENCICAT
Fédération Nationale des Centres d'Information et de Conseil sur les Aides Techniques

Contact par téléphone, courrier postal ou électronique avec un ergothérapeute et/ou un documentaliste spécialiste des aides techniques, selon la demande.
Certains CICAT assurent des visites à domicile.
Quelques uns disposent de locaux pour recevoir les particuliers ou les professionnels avec exposition de produits, possibilité d'essais ou évaluation.
Voir la liste sur le site *www.fencicat.fr* ou appeler la permanence d'ALIS pour connaîtrre les coordonnées du CICAT de plus proche de chez vous.

3) RNT DE L'APF
Réseau Nouvelles Technologies de l'APF
RNT informe et conseille en matière d'informatique, de contrôle d'environnement, de synthèses vocales et de commandes électroniques de fauteuil roulant. Les matériels et applications sont testés et évalués, des fiches techniques sont adressées plusieurs fois par an aux adhérents. Toutes les organisations peuvent adhérer au RNT, qui n'est pas ouvert aux particuliers. ALIS adhère à RNT.

L'adhésion ouvre l'accès à un service de prêt de matériel, ainsi que l'acquisition d'un classeur qui s'enrichit régulièrement par l'envoi de nouvelles expertises (50€ l'année).

RNT
57 rue du Moulin Delmar
59650 Villeneuve d'Ascq cedex
Tel : 03 20 20 97 70 Fax : 03 20 20 97 73
e-mail : thierry.danigo@apf.asso.fr
Site : http://rnt.over-blog.com/

Deux ergothérapeutes conseillers techniques RNT sont plus particulièrement spécialisés dans la recherche et la diffusion de l'information (dont le classeur RNT) sur les moyens alternatifs et augmentatifs de communication et sur les nouvelles technologies.

- Elisabeth CATAIX-NEGRE
Aide à la communication, synthèses vocales
Conseillère technique Communication Alternative
Pôle Réseau
APF, 17 bd Blanqui, 75013 Paris
Tel/Fax : 01 40 78 27 37 / 01 40 78 69 36
Courriel: elisabeth.cataix-negre@apf.asso.fr

- Thierry DANIGO (Créateur et responsable des fiches RNT, co-responsable de l'antenne ALIS Nord)
Accès à l'ordinateur, logiciels, adaptation de jouets et de fauteuils
Centre APF Marc Sautelet
64 rue de la Liberté BP 119
59652 Villeneuve d'Ascq Cedex
Courriel: thierry.danigo@rnt-apf.org

5) Plate-Forme Nouvelles Technologies (PFNT)
Expertise, recherche en Nouvelles Technologies adaptées aux besoins spécifiques des personnes handicapées. Evaluation par des ergothérapeutes spécialisés. ALIS est signataire d'une convention avec l'AP-HP qui facilite notamment les possibilités d'évaluation par ce service.

PFNT
Hôpital Raymond Poincaré - 92380 Garches
Tél. : 01 47 10 70 61
Courriel: pfnt-garches@rpc.aphp.fr

6) Adaptech
Adaptech est un projet d'aide qui résulte de l'association de la PFNT et d'ESCAVIE, pour l'équipement des personnes lourdemenent handicapées dans le domaine de l'informatique, la domotique et l'aide à la communication. Après évaluation des besoins à la PFNT ou à domicile, le matériel choisi est prêté au patient (un mois) afin d'estimer au mieux l'adéquation avec ses attentes. Le prêt n'est accordé qu'aux personnes résidant en Ile-de-France.

Contacts: voir PFNT

7) ISAAC-FRANCOPHONE
Association Internationale pour la Communication Améliorée et Alternative (CAA)
Section de l'association Isaac International Society for Augmentative and Alternative Communication

Isaac-francophone
c/o Centre de jour La famille
Rue Jean Jacquet
Tél. : 0032 2 413 06 91
info@isaac-fr.org
www.isaac-fr.org

8) Mieux vivre Bretagne (CICAT)
Tél : 02 99 63 60 61
www.cicatbretagne.fr
info@cicatbretagne.fr

9) ESCAVIE :
ESpace Conseil pour l'Autonomie en milieu ordinaire de VIE, en île-de-france. Une de ses missions est de fournir toutes les informations utiles aux patients: matériels existants, fournisseurs, évaluation, de l'utilisation d'un matériel...

http://www.cramif.fr/assures/handicap/handicap_accueil.asp

17-19 avenue de Flandre
75954 Paris Cedex 19
Tél : 01 40 05 67 51
Fax : 01 40 05 29 12

Antenne ESCAVIE à Versailles;
9 rue Porte de Buc
78035 Versailles Cedex
Tél: 01 39 53 74 51 / 41 41

Clairette Charrière, ergothérapeute à l'ESCAVIE a rédigé le livret «Aides techniques et LIS» (téléchargement sur www.alis-asso.fr).

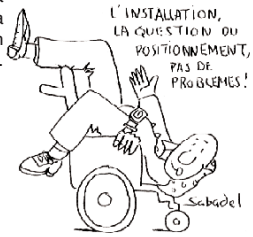
11) Association Idée

L'Association Idée (pour Informatique Diffusion pour l'éducation et l'enseignement) développe gratuitement des logiciels éducatifs adaptés, des logiciels de rééducation, des aides à la communication et à l'accessibilité à l'ordinateur.
Téléchargement sur www.idee-association.org

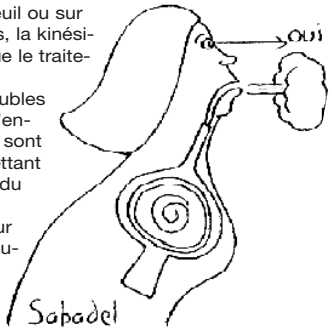
Annexe 2 :
le confort de la personne non-parlante

Que ce soit au moyen d'un tableau, du classique papier/stylo ou d'un système électronique, l'installation et l'état général de la personne non parlante doivent favoriser la concentration et la réalisation des mouvements résiduels utiles (de la tête, des yeux, du menton, de la langue, d'un doigt).

Les problèmes réguliers de transit intestinal, la mauvaise évacuation des urines, les troubles tensionnels orthostatiques, les contractures spastiques, l'hyper-salivation, le hoquet incoercible, le reflux gastro-œsophagien, les kérato-conjonctivites et la sécheresse oculaire, sont autant de facteurs perturbants qu'il faudra limiter ou dont il faudra espacer la survenue, afin que le patient parvienne à canaliser son effort de communication pendant une période suffisamment longue.



Une attention particulière est à porter aux problèmes respiratoires : un simple encombrement se manifeste par une gêne continuelle et angoissante. Comment communiquer, se concentrer, quand toute notre énergie est captée par la gestion de difficultés respiratoires ? La verticalisation quotidienne – au fauteuil ou sur table – les postures alternées, la kinésithérapie respiratoire, ainsi que le traitement d'un reflux gastro-œsophagien et de troubles de la déglutition à l'origine d'encombrements par inhalation, sont autant de précautions permettant d'améliorer le confort global du patient parlant "du bout des yeux". Il en est de même pour l'amélioration du capital articulaire, la lutte contre les phénomènes spastiques et la prévention des escarres.



La communication prolongée devient possible quand ces divers facteurs n'interfèrent plus.

Savant compromis entre le soutien nécessaire et la possibilité de se mouvoir, **un bon positionnement** contribue à améliorer la posture et assure une prévention des lésions cutanées. En outre, il aidera à la maîtrise du corps et améliorera l'autonomie dans diverses activités.

Idéalement, la réalisation d'un **bilan de la vision fonctionnelle** (l'acuité, le champs visuel, la stratégie de balayage de l'espace) est également nécessaire.
La fatigue physique et/ou psychologique peut venir compliquer la situation. Des récupérations provisoires ou durables sont possibles, parfois grâce à l'aide de professionnels. Ces récupérations permettent d'envisager le recours à de nouveaux outils d'aide à la communication (par exemple une personne qui a récupéré quelques mouvements de la tête pourra essayer de les exploiter pour accéder à l'ordinateur).

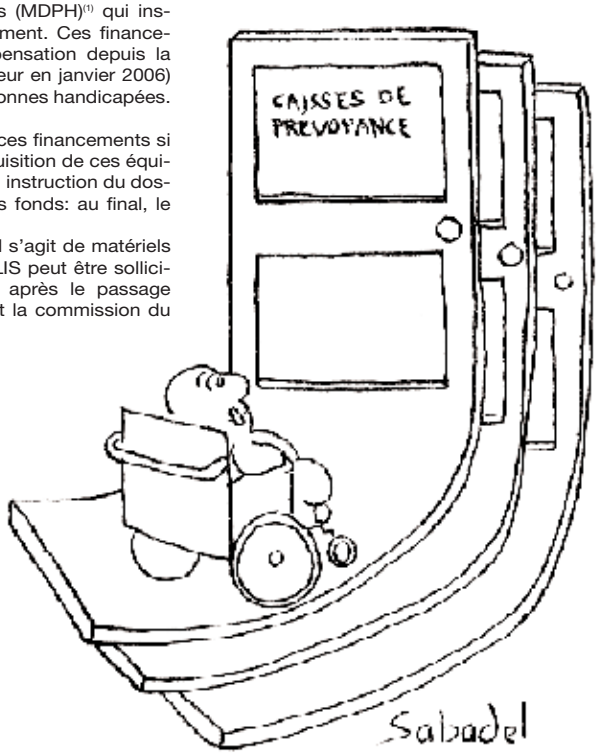
Très souvent, le temps nécessaire pour s'approprier ces techniques s'avère plus long qu'on ne le voudrait … Patience et opiniâtreté sont indispensables à chacun d'entre nous.

Annexe 3 :
la prise en charge financière

Après les essais et prêts, vous avez décidé quel matériel vous sera le plus utile. Il vous faut alors trouver le financement. Parfois vous grouperez cette demande de financement avec d'autres aides techniques ou des travaux d'aménagement de votre domicile.

Il est plus facile de préparer le dossier avec l'aide d'une assistante sociale. Pour les premières demandes, vous bénéficierez souvent du soutien du service social du centre de rééducation. Par la suite vous pourrez faire appel aux équipes de la Maison Départementale des Personnes Handicapées (MDPH)[1] qui instruiront avec vous les demandes de financement. Ces financements sont dénommés prestation de compensation depuis la nouvelle loi du 5 février 2005 (entrée en vigueur en janvier 2006) qui réforme complètement les droits des personnes handicapées.

Attention: vous ne pourrez pas bénéficier de ces financements si le matériel a déjà été acheté. Le temps d'acquisition de ces équipements est souvent très long (temps d'essai, instruction du dossier, passage en commission, perception des fonds: au final, le délai dépasse parfois les 6 mois).
Les prises en charge sont très variables car il s'agit de matériels qui ne sont pas rattachés à des barêmes. ALIS peut être sollicitée pour participer à ces investissements, après le passage devant la commission de la MDPH et devant la commission du fond de compensation.



(1): Une liste des MDPH par département est disponible à l'adresse suivante: www.anmsr.asso.fr/anmsr00/crf/intro.html

Annexe 4 : Quelques distributeurs

Raison sociale	Catégorie	Activités	Adresse Code Postal Ville	Téléphone Fax	Site web email
ADEPRIO	Conception de logiciels	Logiciels pour orthophonistes	13 rue de la Libération 95420 MAGNY EN VEXIN	01 34 67 05 52 01 34 46 84 70	www.adeprio.com email : formulaire sur le site
ADYSCO	Distributeur	Accessibilité informatique Outils de communication Troubles de l'apprentissage et du langage	14 rue du Ciron 33720 BUDOS	05 56 76 74 93	www.adysco.com adysco@adysco.com
AEGYS	Conception de logiciels	PCA : aide à la communication	131 chemin des Xaviers 13013 MARSEILLE	04 42 95 36 88 04 42 95 37 88	www.aegys.fr contact@aegys.com
AIACA	Conception de logiciels	Logiciels adaptés	VERSI 10 rue des Sables 85540 Moutiers les Mauxfaits	02 51 31 48 51	www.aiaca.fr email : formulaire sur le site
CECIAA	Distributeur	Contacteurs, accès ordi. logiciel, communication basse vision	36 av du Gén De Gaulle 3ème étage - Tour Gallieni 2 93170 Bagnolet	01 43 62 14 63 01 43 62 14 60	www.ceciaa.com email : formulaire sur le site
CIMIS	Distributeur	Contacteurs, accès ordi. logiciel, communication basse vision, téléphonie.	53 rue Georges Courteline 69100 VILLEURBANNE	04 72 69 70 80 04 72 69 70 81	www.cimis.fr info@cimis.fr
CREE	Distributeur	Contacteurs, claviers, tourne-page, communic. contrôle d'environnement	ZI du Recou 69520 GRIGNY	04 72 24 08 99 04 72 24 25 36	www.cree.fr email : formulaire sur le site
eROCCA	Fabricant	Aide à la communication Echo	Les Geais 74440 Mieussy	04 50 36 72 40	www.erocca.com email : formulaire sur le site
FIRST	Association	Logiciels spéciaux tels CommUnique	8, square du Puy du Roy 60200 COMPIÈGNE	03 44 86 86 04 03 44 86 80 49	

Raison sociale	Catégorie	Activités	Adresse Code Postal Ville	Téléphone Fax	Site web email
FST	Fondation Distributeur	Aides à la communication Contrôle de l'environnement Accès à l'ordinateur	Charmettes, 10 B CH - 2006 NEUCHÂTEL	00 32 732 97 77 032 730 58 63	www.fst.ch email : formulaire sur le site
GÉNÉRATION 5	Fabricant	Claviers alternatif, logiciels jouets mutlimédia	82 rue du Bon Pasteur 73000 CHAMBÉRY	04 79 96 99 59 04 79 96 96 53	www.generation5.fr enseignement@generation5.fr
GERIP	Conception de logiciels	Logiciels pour orthophonistes	14 A rue Ernest Renan 42 240 Unieux	04 78 57 41 23	www.gerip.com commercial@gerip.com
HANDI'CAP ACCESS	Distributeur	Logiciels de communication, tablet PC, PC tactiles	3 Place de la porte 35150 PIRÉ SUR SEICHE	06 74 37 88 67 09 59 35 12 26	
HANDISERVICE	Distributeur	Domotique	14 rue St Laurent 60635 CHANTILLY	03 44 58 51 58 03 44 57 05 62	www.handiservice.com rigola@handiservice.com
HELPITECH	Distributeur	Logiciels adaptés Aide à la communication	57 route de Longwy L - 8080 BERTRANGE	0035 2 26 92 37 63	www.helpitech.com
HESERVIS	Conception de logiciels	Logiciels de communication	Dorshout 7 5406 ND Uden NEDERLAND	0031 4 13 28 77 03	www.heservis.nl info@heservis.nl
HMC	Fabricant	Commandes adaptées FRE	E3 - Laan 87 B - 9800 DEINZE	0032 9 380 19 72 0032 9 380 14 57	www.hmc-nv.be m.noel@hmc-nv.com (france)
(sur www.hmc-nv.be/index.php?id=859, vous trouverez la liste de tous les distributeurs agrées HMC)					
HOP'TOYS	Distributeur	Jeux, contacteurs logiciels, interfaces	ZAC de Garosud 381 rue Raymond Recouly CS 10042 34078 Montpellier Cedex 3	04 67 13 81 10 04 67 13 81 14	www.hoptoys.com conctact@hoptoys.com
JPR INTERNATIONAL	Distributeur	Contacteurs, accès ordinateur mobilier informatique	70 rue Yves le Coz 78000 VERSAILLES	01 39 50 58 38 01 39 53 80 83	www.jpr-international.com janpiro@aol.com

Raison sociale	Catégorie	Activités	Adresse Code Postal Ville	Téléphone Fax	Site web email
KYSS TOURNE	Fabriant	Tourne Page	10 allée des peupliers 45700 CONFLANS/LOING	02 38 98 14 64	www.tournepage.com info@tournepage.com
LEBLAT SAS	Fabricant Distributeur	Aides à la communication	E4 rue Josuin Desprez 59300 VALENCIENNES	03 27 42 25 03 03 27 36 90 53	www.leblatphone.com formulaire sur le site
LEE ENTREPRISE	Fabricant	Tourne Page, téléphonie	13 rue G. Mendel 33700 MERIGNAC	05 56 90 14 44 05 56 90 14 44	www.lee-entreprise.com lee.mark@wanadoo.fr
LOGICOM	Conception de logiciels	Logiciels adaptés contacteurs	15 av. Louise Michel B.P.72 44402 RÈZE Cedex	02 51 11 17 17 02 51 11 17 18	www.logicomfrance.com contact@logicomfrance.com
MC SERVICE	Distributeur	Solutions mac	27 rue Michel Ange 'Parc Elysée' Courcouronnes 91026 Evry Cedex	01 60 78 30 11 01 60 78 30 54	www.mcservice.fr
MEDICLEAN	Fabricant	Claviers d'ordinateur	25 rue de l'Epau 59230 SARS ET ROSIÈRES	03 27 09 08 75 03 27 43 35 95	www.mediclean.fr agencelamerland@free.fr
METROVISION	Fabricant	Commande par le regard Visio Board	4 rue des Platanes 59840 PÉRENCHIES	03 20 17 19 57 03 20 17 19 51	www.metrovision.fr export@metrovision.fr
PROTEOR	Fabricant Distributeur	Contacteur, accès ordi. logiciels, contrôle environ. Communication	6 rue de la Redoute 21850 St Apollinaire	03 80 78 42 42 03 80 71 51 50	www.proteor.fr formulaire sur le site
SKIL N.V.	Distributeur	Contacteurs, accès ordi. logiciels, contrôle environ. Communication	Haspelstraat. 29 9000 Gent	0032 69 236 39 45 0032 69 236 11 71	www.skil-nv.com info@skil-nv.com
SMARTIO Systems	Fabricant	Aides à la communication Papoo	Espace Innovation 2 110 allée Charles Babbage Parc Scientifique George Besse 30035 NIMES	04 66 28 11 46	www.papoo.fr email : formulaire sur le site

Raison sociale	Catégorie	Activités	Adresse Code Postal Ville	Téléphone Fax	Site web email
SUPPLEANCE	Distributeur	Contacteurs, accès ordi. Logiciels	13 av. de la gare 78180 Montigny le Bretonneux	01 39 44 96 00 01 39 44 92 93	www.suppleance.fr email : formulaire sur le site
TACTYS	Fabricant	Claviers ordinateur	58 rue Yves Kermen 92140 Clamart	01 46 31 16 21 01 46 32 99 05	www.tacys.com info@tactys.com
TECHNOS JAPAN CO	Fabricant	Contacteurs EMOS	1-266, Hojyo, Himeji Hyogo, 670-0947, Japan	0081 79 288 1600 0081 79 288 0969	www.technosjapan.jp/eng/ international@technosj.co.jp
TFH	Distributeur	Jeux et jouets adaptés contacteurs, aides techniques	11 rue St germain 78230 LE PECQ	01 30 61 49 00 01 30 61 09 12	www.tfhuk.co info@snoezelen.fr
VERSI SARL	Distributeur	Solutions informatiques	10 rue des Sables Moutiers les Mauxfaits	02 51 31 48 51	www.aiaca.fr e-mail : formulaire sur le site

LES SYSTÈMES DE COMMANDE OCULAIRE :

VISIOBOARD :	EYEGAZE :	QUICKGLANCE :	ERICA :	My Tobii :
Système français fabriqué par Métrovision. Son prix avoisine les 20 000 € Des essais prolongés sont possibles.	request@eyegaze.com www.eyegaze.com Prix : environ 10 000 €	Commercialisé par Vocalisis Prix : environ 8000 €	Disponible auprès d'ordiTICE Prix : environ 10000 €	Commercialisé par Proteor Prix : environ 17000 €

Annexe 5
Quel code accélère le plus?

(section proposée par Olivier le Floch, stagiaire de l'Ecole Polytechnique)

En français, toutes les lettres n'ont pas la même fréquence d'apparition, et on peut donc songer à ordonner les lettres de l'alphabet en fonction de ces fréquences afin d'accélérer la communication. Dans le tableau sur la page suivante, on a indiqué la fréquence des lettres dans l'alphabet, ainsi que le nombre de validations ou de propositions nécessaires pour indiquer chaque lettre en fonction du mode de communication employé. La première colonne correspond à l'alphabet standard linéaire, la seconde à l'alphabet linéaire ordonné par ordre de fréquence des lettres. On voit sur la première ligne qu'il y a déjà une accélération sensible : 42% de validations en moins.

Les colonnes suivantes correspondent à différents codes à double entrée. VoyCons est le système utilisé par Philippe Vigand (53% de validations en moins par rapport à l'alphabet linéaire, en moyenne), ESA est un tableau double entrée ordonné de gauche à droite et de cas en haut selon l'ordre de fréquence des lettres de l'alphabet, et ESA++ est le code correspondant au tableau de la page suivante et est le code qui en moyenne accélérera le plus la communcation. Il ne faut cependant pas hésiter à adapter l'ordre d'emploi plus ou moins fréquent de certaines lettres (dues par exemple à l'emploi de raccourcis "texto")

Le calcul des fréquences des lettres en français provient d'un article de Wikipédia (2005).
La ligne "prop/lettre" indique la nombre moyen de propositions par lettre dans chaque code.
La ligne "diminution du temps" signifie par exemple "dans le code ESA++, on peut éviter 64% de validations par rapport au code ABC".

Lettre	Fréq	ABC	ESA Lin	VoyCons	ESA	ESA ++
a	8,1	1	3	2	4	3
b	0,9	2	16	4	5	7
c	3,3	3	14	5	7	6
d	3,7	4	12	6	5	6
e	17	5	1	3	2	2
f	1,1	6	15	7	8	7
g	0,9	7	19	5	8	7
h	0,7	8	18	6	7	7
i	7,5	9	5	4	6	4
j	0,5	10	20	7	9	7
k	0	11	26	8	7	8
l	5,5	12	9	6	6	5
m	3	13	11	7	4	6
n	7,1	14	6	8	3	4
o	5,4	15	10	3	7	5
p	3	16	13	9	6	6
q	1,4	17	21	7	7	7
r	6,6	18	4	8	5	5
s	8	19	2	9	3	3
t	7,2	20	7	9	4	4
u	6,6	21	8	4	5	5
v	1,6	22	17	8	6	6
w	0,1	23	25	9	10	8
x	0,4	24	23	10	9	7
y	0,3	25	22	5	8	8
z	0,1	26	21	11	6	8
Prop/lettre		11	6,8	5,5	4,5	4,2
diminution du temps		1	1,7	2,1	2,6	2,8

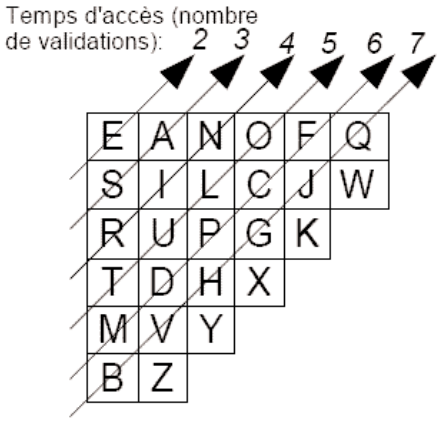


Tableau ESA++ .
Le code ESARIN y est rangé suivant les diagonales: le temps d'accès par défilement aux lettres d'une même diagonale (flèches) est constant.

Et si on allait plus loin? (pistes de réflexion qui n'ont jamais été essayées)

On peut remarquer qu'avec ces codes, on n'utilise pas toujours toutes les capacités de la personne non-parlante: le plus souvent, ils sont capables de signifier "oui" ou "non", mais souvent, il y a la possibilité de convenir avec eux d'un troisième signe. Dans le pire des cas, ce troisième signe pourrait être "ne rien faire", même si cette solution pose clairement des problèmes d'interprétation ("combien de temps dois-je attendre avant de décider que la personne non-parlante ne fait "rien"?). Quoi qu'il en soit, on suppose qu'on dispose de tois signes. Appelons les 1, 2 et 3 en fonction de leur temps d'éxécution. A partir de là, on peut élaborer un code où tous les signes sont situés à trois propositions (certaines étant plus ou mons longues à effectuer, on utilise encore un classement ESARIN). On obtient un taux d'accélération de 75%.

Voici son fonctionnement: la personne propose tout d'abord "Tableau", et reçoit en réponse un des trois signes "1", "2", "3" précédemment définis. Ensuite, elle propose "Ligne" puis "Colonne", et en réponse reçoit deux signes. Cela indique de façon unique une lettre.
La dernière case est laissée vide. Elle permet ainsi à la personne LIS d'indiquer qu'il y a eu un problème dans la compréhension, en plus d'autres moyens tels que le "oui" "non" très rapide, par exemple.

Ce dernier point est important: en multipliant les signes, on accélère la communication en théorie, mais on augmente aussi la demande en concentration, et par là le nombre d'erreurs. Il faut donc toujours prévoir cette éventualité, et permettre à la personne non-parlante d'indiquer qu'il y a incompréhension, ou tout simplement qu'elle désire parler. Il ne faut pas que l'abstraction soit poussée à un point où l'on oublie que l'on cherche à communiquer, et que la simplicité, et l'intuition, font parfois mieux les choses.

	1	2	3	
1	E	A	C	
2	J	S	H	Tableau 1
3	P	G	X	

	1	2	3	
1	N	T	Q	
2	I	U	V	Tableau 2
3	D	Y	Z	

	1	2	3	
1	L	O	B	
2	R	M	W	Tableau 3
3	F	K		

Index

Abréviations 29
Accélérer 42
Accompagnateur informatique 23
Adaptech 38
Adaptive Mouse 26
Allora 22
Alphatalker 20
Alphabet 7 - 13,19, 23
Alphabet | ESARIN 11,12
Alphabet | linéaire 9,11
Alphabet | voyelles-consonnes linéaire 11,12
Alphabet | phonétique 12
Alternatives 25,26,27,29,30,31
Alternative au clavier, à l'écran ou à la souris 25
Application 23,29
Apprentissage 8, 9,11,23
Appuis prolongés 29
Ara 20
Auto-maintien 30
Autonome 16

Boitiers de communication 19-21

Cahiers de liaison 16
Camera Mouse 27
Canon Communicator 20
Centres de conseil 34,35
Centre Icom 35
ChewingWord 31
CICAT 34,36
Clavicom 31
Clavier à l'écran (clavier virtuel) 24,29,31
Clavier ergonomique 24
Clavier loupe 29
Clavier programmable 24,29
Clavier virtuel 29,30
Clic, cliquer 25,26,27,29,30
Clicker 31
Clic automatique 27
Code à double entrée 10,11,12
Code alphabétique 9
Code EJASINT 10
Code linéaire 9,11
Code phonétique 9,12
Code pictographique 14
Code Vigand 12
Contacteur 20-21,24-25,27
Contacteur "coup de poing" 27
Contacteur Impulse 28
Contacteur musculaire 27
Contacteur myo-éléctrique 27
Contacteur de palais 27,27
Contacteur sonore 27
Contacteur au souffle 27
Cross-scanner 27
Curseur 24,25,26
CVK 31

Dasher 31
Défilement 20, 21, 24
Delta Talker 20,21
Désignation 6,20,21
Dialo 21
Dicom 30
Dictionnaire 30
Distributeurs spécialisés 41
Donner la Parole 31
Dragger 27
Dwell 29
Dwellpick 27
Discover Screen 31

Easy Rider 30
Emos 27
ERICA 26
ESARIN 11
Essais 36
Expert-Mouse 25
Eyegaze 26

FENCICAT 36

Gommette 26
Guide-doigts 29

Headmouse 26

Interfaces 25-29
Implusions cérébrales 24,26
ISAAC 38

Joystick 26

Kecom 29
Keyvit 31
Keystrokes 31
Kikoz 15

Langue 26-29
Leblatphone 22
Licorne 6
Lightwriter 21
Logiciel utilitaire 24

Macro-commande 30
Magic-cursor 27
Manette de jeu 26
MDPH 40
Mémoire 29
Mémorisation 11
Mieux-vivre Bretagne 38
Minspeak 20
Mode immobilisation 24
Mouvements de la tête 20,24,26
Mouvements de l'oeil 26

Onscreen 29-31
Ordinateur 23-26,29
Outil de pointage 6,26-27,29

Palais artificiel 26
Papoo 22
Pathfinder 21
Pavé numérique 25
Penfriend 29
Photos 14
Pictogramme 14, 17-21
Plage tactile 24, 26
Plate-Forme Nouvelles Technologies 37
Point-N-Click 27
Porte-parole 16
Positionnement 39
Prédiction de mots 13,21,29
Prestation de compensation 38
Prêt de matériel à domicile 36

Quick-glance 26,41
Quick-wizard 27

Raccourcis-clavier 27
Rémanence 29
Respiration 32

Scatir 27
Screendoors 29,31
Service après-vente 21
Signes Oui et Non 8
Simultanéité 29
Skippy 29
Synthé 12
Synthèse vocale 20-22,25
Système d'exploitation 24,25
Switch XS 31

Tableau de communication 17-19
Téléthèse 19-20,23
Témoignages 32-35
TheGrid2 31
Thumbellina 25
Trackball 25
Track IR 26
Tremblements 29
Turbotexte 29

UMPC 30

Vanguard 21
Vigand 12
Visioboard 26,41
Voix digitalisée 20
Voix synthétique 20

Windows 13,29
Winword 29
Wivik 29,31