Les Interfaces Cerveau-Ordinateur: Conception et Utilisation en Réalité Virtuelle

Fabien Lotte

▶ **To cite this version:**

Fabien Lotte. Les Interfaces Cerveau-Ordinateur: Conception et Utilisation en Réalité Virtuelle. Revue des Sciences et Technologies de l'Information - Série TSI : Technique et Science Informatiques, 2012, 31 (3), pp.289-310. hal-00659822v2

HAL Id: hal-00659822
https://inria.hal.science/hal-00659822v2

Submitted on 5 Mar 2012

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.

Les interfaces cerveau-ordinateur

Conception et utilisation en réalité virtuelle

Fabien Lotte

Inria Bordeaux Sud-Ouest
351 cours de la libération
33405 Talence Cedex
fabien.lotte@inria.fr

RÉSUMÉ. *Les interfaces cerveau-ordinateur ou BCI (« Brain-Computer Interfaces ») sont une forme émergente d'interfaces permettant à un utilisateur d'envoyer des commandes à un ordinateur uniquement grâce à son activité cérébrale. Dans cet article, nous proposons un bref tour d'horizon des BCI s'intéressant à leur fonctionnement et à leurs applications. Nous présentons également nos récents travaux et plus particulièrement 1) nos contributions en traitement et classification de signaux cérébraux afin de concevoir des BCI efficaces, capables de reconnaître précisément l'état mental de l'utilisateur et 2) nos recherches visant à concevoir des applications concrètes de réalité virtuelle contrôlée à l'aide d'une BCI. Enfin, cet article propose quelques perspectives prometteuses pour les BCI notamment dans les domaines du handicap, des jeux vidéos ou encore du suivi temps réel d'état mental.*

ABSTRACT. *Brain-Computer Interfaces (BCI) are emerging interfaces that enable their users to send commands to a computer by means of brain activity only. In this paper, we first propose a brief overview of BCI, focused on BCI principles and applications. In a second part, we present our recent contributions to BCI research. More precisely, we present 1) our contributions in brain signal processing and classification to design an efficient BCI, able to accurately identify the user's mental state and 2) our work related to the design of concrete BCI-based virtual reality applications. Finally, this paper proposes some promising perspectives for BCI, notably in the fields of assistive technologies, video games and mental state monitoring.*

MOTS-CLÉS : *interfaces cerveau-ordinateur, bci, électroencéphalographie (eeg), classification, traitement du signal, réalité virtuelle (rv)*

KEYWORDS: *brain-computer interface (bci), electroencephalography (eeg), classification, signal processing, virtual reality (vr)*

DOI:10.3166/TSI.31.1-22 © 2012 Lavoisier

1. Introduction

Depuis les premières expériences d'ÉlectroEncéphaloGraphie (EEG) sur des êtres humains par Hans Berger, en 1929 (Berger, 1929), l'idée que l'activité cérébrale pourrait être utilisée comme moyen de communication a rapidement vu le jour. En effet, l'EEG est une technique d'imagerie cérébrale qui permet de mesurer, à l'aide d'électrodes posées en surface du cuir chevelu, des microcourants électriques reflétant l'activité cérébrale (Niedermeyer, Silva, 2005). Ainsi, la découverte de l'EEG a permis aux chercheurs de mesurer et de commencer à décoder l'activité cérébrale chez l'être humain.

Ce n'est cependant qu'en 1973 que la première interface cerveau-ordinateur ou BCI (acronyme venant de l'anglais *Brain-Computer Interface*) a été conçu (Vidal, 1973). Une BCI est un système de communication permettant à son utilisateur d'envoyer des commandes à un ordinateur uniquement grâce à son activité cérébrale, celle-ci étant mesurée, généralement par EEG, et traitée par le système (Wolpaw *et al.*, 2002 ; Cabestaing, Rakotomamonjy, 2007). Ces BCI se sont révélées être des interfaces très prometteuses, notamment pour les personnes sévèrement paralysées, pour qui elles peuvent parfois être le seul moyen de communication disponible (Kübler *et al.*, 2001 ; Bekaert *et al.*, 2009).

Dans les années 1990, la recherche en BCI a commencé à se développer très rapidement, avec de nombreux laboratoires dans le monde s'impliquant dans ces travaux. Plusieurs compétitions BCI internationales ont également été organisées afin d'identifier les BCI les plus efficaces (Sajda *et al.*, 2003 ; Blankertz *et al.*, 2004 ; 2006). Depuis, de nombreux prototypes de BCI et des applications de ceux-ci ont été proposés, principalement dans le domaine médical (Rebsamen *et al.*, 2010 ; Birbaumer *et al.*, 2000) mais aussi dans d'autres domaines tels que les jeux vidéos ou encore la réalité virtuelle (Lécuyer *et al.*, 2008).

Malgré cette activité grandissante autour des BCI, celles-ci sont encore relativement peu connues en France. La France a en effet commencé des recherches en BCI avec un retard certain sur ses voisins, les premiers papiers BCI français datant des années 2005 (Arrouët *et al.*, 2005 ; Rakotomamonjy *et al.*, 2005). De plus, il reste encore actuellement de nombreux défis scientifiques à résoudre dans le domaine des BCI. On peut par exemple citer les performances (en termes de taux de reconnaissances correctes des états mentaux) encore limitées des BCI, ainsi que le besoin de sortir les BCI des laboratoires pour les concevoir et les évaluer pour des applications réelles et concrètes.

Cet article, dédié aux BCI, a donc deux objectifs principaux. Le premier est d'offrir un bref panorama sur ce que sont les BCI, comment elles fonctionnent et quelles sont leurs applications. Ces différents points sont abordés en section 2. Le deuxième objectif est de présenter une synthèse de nos récents travaux dans le domaine, effectués lors d'une thèse s'intéressant aux défis scientifiques mentionnés précédemment (Lotte, 2008). En particulier nous présentons 1) nos contributions en traitement et classification de signaux cérébraux afin de concevoir des BCI robustes et efficaces, capables de

reconnaître précisément l'état mental de l'utilisateur (section 3.1) et 2) nos recherches visant à concevoir des applications concrètes de réalité virtuelle contrôlées à l'aide d'une BCI pour permettre, par exemple, d'explorer librement un musée virtuel uniquement grâce à son activité cérébrale (section 3.2). Enfin, la section 4 conclut cet article et propose quelques perspectives prometteuses pour les BCI notamment dans les domaines du handicap, des jeux vidéos ou encore du suivi temps réel d'état mental.

2. Les interfaces cerveau-ordinateur : principe et applications

2.1. Principe

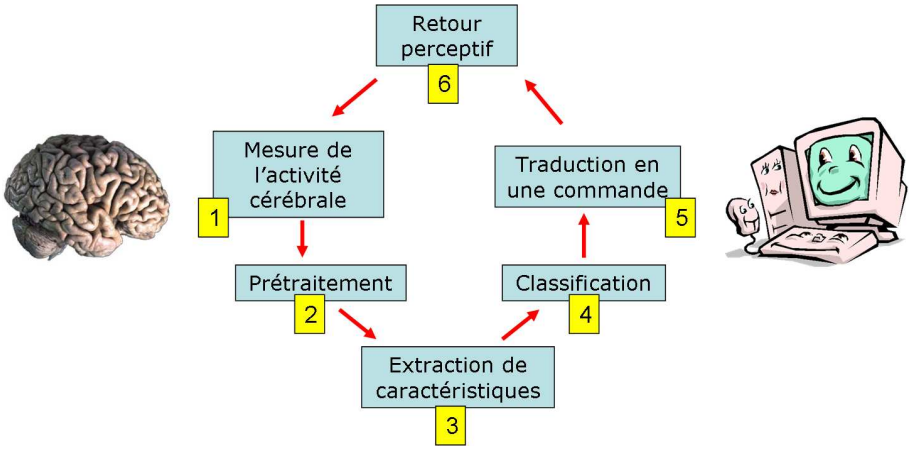

Figure 1. Schéma général de fonctionnement d'une interface cerveau-ordinateur

Une BCI permet à un utilisateur d'envoyer des commandes à un ordinateur en produisant différents types de signaux cérébraux. Un exemple typique serait une application dans laquelle un utilisateur, dont on mesure l'activité cérébrale, peut déplacer un curseur sur un écran vers la gauche ou vers la droite en imaginant des mouvements de la main gauche ou de la main droite respectivement, ces mouvements imaginés étant reconnus par la BCI. Ainsi, une BCI peut être décrite comme un système en boucle fermée, composé des six étapes suivantes (cf. figure 1) :

1. *mesure de l'activité cérébrale.* Cette étape consiste à mesurer l'activité cérébrale de l'utilisateur à l'aide de capteurs. De nombreuses techniques de mesure de l'activité cérébrale sont désormais disponibles à cet effet, telles que la magnétoencéphalographie (MEG), l'électrocorticographie (ECoG) ou encore les électrodes implantées dans le cerveau, mesurant l'activité d'un ou plusieurs neurones (on parle alors de BCI invasive (Lebedev, Nicolelis, 2006)) (Wolpaw *et al.*, 2006). Cependant, l'EEG reste la méthode la plus utilisée aujourd'hui, celle-ci étant portable, non invasive, peu coûteuse et fournissant une bonne résolution temporelle. Dans cet article nous nous focalisons sur les BCI utilisant l'EEG. Quelques signaux neurophysiologiques particuliers ont été identifiés comme étant détectables dans les signaux EEG et sont donc

utilisés pour piloter une BCI. Par exemple, l'activité cérébrale résultant de l'imagination de mouvements des mains (on parle d'imagerie motrice) est connue pour générer des signaux EEG avec des propriétés particulières que l'on peut relativement facilement identifier (Pfurtscheller, Neuper, 2001). De même, la réponse cérébrale à des stimulus particuliers (par exemple, une lumière clignotant à une fréquence fixe) donne lieu à ce que l'on appelle des potentiels évoqués dans les signaux EEG, que l'on peut également détecter (Farwell, Donchin, 1988 ; Vialatte *et al.*, 2010) ;

2. *prétraitement.* Cette étape consiste à nettoyer les signaux EEG afin de mettre en valeur l'information pertinente contenue dans ces signaux (Bashashati *et al.*, 2007). En effet, les signaux EEG sont facilement perturbés par les mouvements de l'utilisateur qui peuvent générer des signaux électriques parasites (il s'agit d'artefacts connus sous le nom d'ElectroMyoGrammes - EMG - ou ElectroOcculoGrammes - EOG) dont l'amplitude est bien supérieure à celle des signaux EEG (Fatourechi *et al.*, 2007). L'activité cérébrale résultant d'une tâche mentale particulière (par exemple, une imagination de mouvements) peut également être masquée par l'activité cérébrale de fond, due aux autres processus cérébraux en cours au même moment. Ces prétraitements prennent généralement la forme de divers filtres, tels que des filtres fréquentiels (passe-bande, passe-bas…) ou des filtres spatiaux (laplacien de surface, analyse en composantes indépendantes…) afin de se focaliser sur l'information d'intêret ;

3. *extraction de caractéristiques.* Les deux étapes suivantes s'inscrivent dans le cadre classique de la reconnaissance de formes, c'est-à-dire une étape d'extraction de caractéristiques suivie d'une étape de classification (Duda *et al.*, 2001). L'extraction de caractéristiques a pour but de décrire les signaux mesurés par un faible nombre de valeurs pertinentes. Ces valeurs, appelées « caractéristiques », sont regroupées en un vecteur naturellement appelé « vecteur de caractéristiques » (Bashashati *et al.*, 2007). Parmi les caractéristiques utilisées dans les BCI, on peut citer par exemple la puissance dans certaines bandes de fréquences (les signaux EEG étant composés d'un ensemble d'oscillations à différentes fréquences), le décours temporel des signaux EEG ou bien des décompositions en ondelettes (Bashashati *et al.*, 2007). Il est à noter ici que l'information spatiale est également importante. En effet, parmi toutes les électrodes EEG utilisées, certaines vont se révéler plus utiles que d'autres car étant localisées au-dessus d'une région cérébrale impliquées dans les tâches mentales effectuées par l'utilisateur. Des techniques d'extraction de caractéristiques exploitant des motifs spatiaux d'activité cérébrale se sont donc également révélées très utiles (Blankertz, Tomioka *et al.*, 2008 ; Lotte, Guan, 2011) ;

4. *classification.* L'étape de classification attribue une classe à un vecteur de caractéristiques extrait des signaux mesurés (Duda *et al.*, 2001). Cette classe correspond au type d'état mental identifié. Parmi les différents types d'algorithmes de classifications (appelés « classifieurs ») utilisés pour concevoir des BCI, on trouve notamment des réseaux de neurones, des machines à vecteurs supports ou encore des analyses linéaires discriminantes (Lotte, Congedo *et al.*, 2007) ;

5. *traduction en une commande et application.* Une fois l'état mental identifié, une commande est associée à cet état afin de permettre à l'utilisateur de contrôler une application donnée, telle qu'un éditeur de texte, un robot ou une prothèse (Kübler

et al., 2006). Il est important ici de noter que dans une BCI classique, les signaux EEG sont analysés sur des fenêtres temporelles de longueurs voisines d'une seconde. Cela signifie que même si le traitement et la classification des signaux sont très rapides voire instantanés (ce qui est le cas), l'utilisateur ne peut pas envoyer plusieurs commandes par secondes. Une BCI de bonne qualité peut permettre un débit d'information (nombre de symboles binaires envoyés par minute grâce à la BCI) de l'ordre de 20 bits/min (cette mesure prend en compte la probabilité d'erreur de reconnaissance de la commande mentale) (Wolpaw *et al.*, 2002) ;

6. *retour perceptif.* Finalement, cette étape fournit à l'utilisateur un retour perceptif (*feedback*) concernant l'état mental reconnu par le système. Ce retour permet à l'utilisateur d'apprendre à contrôler son activité cérébrale et ainsi l'interface cerveau-ordinateur (Wolpaw *et al.*, 2002).

Il convient de noter que les six étapes mentionnées précédemment concernent l'utilisation d'une BCI « en-ligne ». En effet, avant d'utiliser une telle interface pour contrôler une application donnée, il est nécessaire d'effectuer une importante étape de calibration. Cette étape, appelée phase d'apprentissage (il s'agit ici d'apprentissage machine et non d'apprentissage humain), consiste à trouver les paramètres de la BCI les plus optimaux possibles pour un utilisateur donné. Ainsi, la phase d'apprentissage sert par exemple à sélectionner les meilleures positions d'électrodes, les meilleures caractéristiques ou bien encore, à entraîner le classifieur à reconnaître les différentes classes de signaux. Pour cela, il est généralement nécessaire d'utiliser un ensemble de signaux EEG d'exemples, étiquetés avec l'état mental correspondant.

2.2. Applications

2.2.1. Applications médicales

Comme mentionné en introduction, les BCI ont été et sont toujours principalement étudiées à des fins médicales, notamment en tant que systèmes palliatifs potentiels pour des personnes sévèrement paralysées (Bekaert *et al.*, 2009). Dans ce contexte, des BCI ont été conçues afin de permettre à des patients de contrôler principalement trois types d'appareils palliatifs : des éditeurs de textes, des prothèses et des fauteuils roulants.

Les éditeurs de texte permettent à un patient de sélectionner successivement des lettres grâce à une BCI, afin de former des mots puis des phrases et donc de communiquer avec le monde extérieur malgré son handicap. L'éditeur de texte basé sur une BCI le plus utilisé actuellement (et probablement le plus efficace) est le P300 speller (Farwell, Donchin, 1988). Avec ce système, les lettres de l'alphabet et les chiffres de 0 à 9 sont affichés à l'écran dans une matrice 6×6. Les lettres (ou les lignes et colonnes, en fonction de la version du P300 speller) de cette matrice sont régulièrement et aléatoirement intensifiées. Le patient peut sélectionner une lettre donnée en portant son attention dessus, par exemple en comptant le nombre d'intensification de la lettre choisie. En effet, cette intensification sur la lettre choisie est un stimulus rare et pertinent pour le patient, ce qui va conduire à l'apparition d'un signal appelé P300 dans

ses signaux EEG. Ce signal est une augmentation **P**ositive de l'amplitude des signaux EEG survenant **300** ms après le stimulus (d'où le nom « P300 »). La détection de ce P300 dans les signaux EEG permet donc de savoir que le sujet souhaite sélectionner la lettre qui était intensifiée 300 ms auparavant. D'autres éditeurs de textes utilisant des signaux neurophysiologiques différents du P300 ont également été proposés dans la littérature (Williamson *et al.*, 2009 ; Birbaumer *et al.*, 2000).

Les BCI ont aussi été utilisées afin d'envoyer des commandes simples à des *prothèses de main ou de bras*. Par exemple, une BCI a permis à un utilisateur d'ouvrir une main artificielle sur une prothèse en imaginant des mouvements de la main gauche, et de la fermer en imaginant des mouvements de la main droite (Guger *et al.*, 1999). Depuis, des prothèses plus avancées ont vu le jour, par exemple une prothèse utilisant les réponses cérébrales à des stimulus visuels bien particuliers pour envoyer des commandes mentales (Muller-Putz, Pfurtscheller, 2008).

Enfin, il a également été démontré que les BCI pouvait permettre de contrôler *un fauteuil roulant* uniquement grâce à l'activité cérébrale. Par exemple, dans (Vanacker *et al.*, 2007), l'utilisateur du fauteuil roulant peut faire tourner le fauteuil roulant à gauche, à droite ou le faire avancer tout droit en effectuant trois tâches mentales différentes. Ces tâches peuvent être par exemple : imaginer un mouvement de la main gauche, effectuer un calcul mental ou encore imaginer la rotation d'un objet géométrique. D'autres auteurs ont choisi quant à eux d'utiliser pour leur fauteuil roulant une BCI basée sur le P300 afin de sélectionner une destination (parmi plusieurs possibles) de la même façon que l'on sélectionne une lettre avec le P300 speller (cf. ci-avant) (Rebsamen *et al.*, 2010 ; Iturrate *et al.*, 2009). La figure 2 montre un exemple de fauteuil roulant contrôlé à l'aide d'une BCI utilisant le P300.

Figure 2. Un fauteuil roulant contrôlé uniquement par l'activité cérébrale (image mise grâcieusement à disposition par Brice Rebsamen)

2.2.2. Applications non médicales

Même si la recherche sur les BCI est toujours principalement focalisée sur le domaine médical, de plus en plus de recherches sont effectuées afin d'utiliser les BCI pour des applications non médicales, avec des utilisateurs en bonne santé. Même si ce domaine applicatif reste encore émergeant, on trouve notamment plusieurs prototypes dans lesquels des BCI sont utilisées afin de contrôler des jeux vidéos simples ou des applications de réalité virtuelle (Nijholt *et al.*, 2009 ; Lécuyer *et al.*, 2008 ; Krepki *et al.*, 2007). Certains de ces prototypes permettent par exemple de sélectionner, avec une BCI, des objets dans le monde virtuel uniquement en portant attention à ces objets grâce à des stimulus et à l'analyse de la réponse cérébrale à ces stimulus, sur des principes similaires ou équivalents à ceux utilisés pour le P300 speller (Bayliss, 2003 ; Lalor *et al.*, 2005). Cependant, la majorité des jeux vidéos contrôlés par BCI utilisent l'activité cérébrale pour naviguer dans l'environnement virtuel (voir par exemple (Leeb *et al.*, 2006 ; 2007)).

Ces différentes applications restent néanmoins relativement basiques car elles ne proposent généralement qu'une ou deux commandes mentales à l'utilisateur. Ces commandes permettent par exemple de tourner l'angle de vue de la caméra vers la gauche ou vers la droite en imaginant des mouvements de la main gauche ou droite, respectivement. De plus, dans la plupart de ces prototypes, la BCI est synchrone, c'est-à-dire qu'elle ne permet à l'utilisateur d'interagir avec l'application qu'à des instants précis, imposés par le système. Idéalement, il faudrait développer des BCI asynchrones, avec lesquelles l'utilisateur peut interagir à n'importe quel moment, lorsqu'il le souhaite.

3. Contributions

Bien que de nombreux prototypes d'applications des BCI aient déjà vu le jour, ces BCI restent encore une technologie très jeune. Ainsi, de nombreuses recherches restent encore à mener afin d'améliorer la technologie BCI et de la rendre utilisable en pratique, en dehors des laboratoires. Dans ce contexte, les travaux de thèse présentés dans cet article sont focalisés sur les deux problèmes suivants :

– *augmenter le débit d'information des BCI actuelles :* En effet, la plupart des BCI ne peuvent reconnaître qu'un nombre limité d'états mentaux différents, typiquement 1 ou 2. De plus, les taux de reconnaissance correcte de ces états mentaux restent bas et n'atteignent quasiment jamais 100 %. Enfin, la plupart des BCI sont synchrones ce qui n'est ni efficace ni pratique. Dans ces travaux nous proposons des BCI efficaces et robustes (en termes de taux de reconnaissance), asynchrones et pouvant reconnaître plus de deux états mentaux distincts ;

– *concevoir des applications concrètes de réalité virtuelle basées sur des BCI :* La très grande majorité des applications BCI actuelles étant utilisées uniquement en laboratoire dans des conditions soigneusement contrôlées, il apparaît important de concevoir et d'étudier des BCI pour des applications grand public en dehors du laboratoire. Dans nos travaux, nous nous sommes intéressés à l'utilisation et la conception de telles BCI pour des applications ludiques de réalité virtuelle.

Les deux sections suivantes sont dédiées à ces deux points. Plus précisément, la section 3.1 décrit nos contributions en traitement du signal pour augmenter le débit d'information des BCI et la section 3.2 décrit les applications concrètes de RV que nous avons conçues et étudiées.

3.1. Traitement des signaux ÉlectroEncéphaloGraphiques

Comme mentionné précédemment, d'un point de vue traitement du signal, concevoir une BCI consiste à extraire des caractéristiques pertinentes des signaux EEG puis à identifier leur classe à l'aide d'un classifieur. Afin de concevoir une BCI efficace, nous avons proposé une nouvelle méthode d'extraction de caractéristiques ainsi qu'étudié et identifié des algorithmes de classification appropriés.

3.1.1. Extraction de caractéristiques à l'aide de solutions inverses

La grande majorité des BCI utilisant l'EEG ne se servent que d'une information surfacique, fournie par les électrodes posées en surface du cuir chevelu, pour identifier les différents états mentaux de l'utilisateur. Ces signaux EEG sont en fait le résultat d'un mélange des signaux cérébraux provenant de différentes régions composant le volume cérébral. Or, on sait que chaque région du cerveau correspond à une ou plusieurs fonctionnalités. Cela signifie que si l'on sait où, dans le volume cérébral, se trouvent les sources d'activité cérébrale alors on peut identifier quelle est la tâche mentale effectuée par l'utilisateur de la BCI.

L'originalité de notre approche pour extraire des caractéristiques en BCI est justement de reconstruire l'activité cérébrale dans tout le volume cérébral, à partir des mesures obtenues en surface par EEG. On utilise pour cela des méthodes appelées « solutions inverses », telles que par exemple LORETA ou sLORETA, qui permettent justement d'estimer l'activité dans le volume cérébral à partir des signaux EEG (Pascual-Marqui, 2002). Une fois l'activité du volume cérébral estimée à l'aide de ces solutions inverses, on peut s'en servir afin d'identifier la tâche mentale effectuée par l'utilisateur (Congedo *et al.*, 2006 ; Besserve *et al.*, 2011 ; Lotte, Lécuyer, Arnaldi, 2009).

Nous avons ainsi proposé une méthode permettant d'identifier automatiquement quelles sont les régions cérébrales pertinentes (dans le volume cérébral) pour discriminer différents états mentaux chez l'utilisateur. Cette méthode permet également de trouver, pour chaque région identifiée, la bande de fréquence des signaux EEG dans laquelle les différences entre tâches mentales sont les plus marquées. Cet algorithme, baptisé FuRIA (acronyme de *Fuzzy Region of Interest Activity*), se sert du modèle inverse sLORETA ainsi que de techniques d'analyse statistique des données afin d'identifier et de manipuler ces régions cérébrales (Lotte, Lécuyer, Arnaldi, 2009)

Plus précisément, une première étape de l'algorithme FuRIA consiste à identifier quels sont les fréquences et voxels (le cerveau est modélisé comme une grille de voxels ou pixels 3D) dont l'activité cérébrale peut permettre de distinguer différents états mentaux. Pour ce faire, les signaux EEG d'apprentissage sont tout d'abord décomposés en différentes fréquences grâce à un banc de filtres. Ensuite, pour chaque

fréquence, une solution inverse (ici sLORETA) est utilisée afin d'estimer l'activité cérébrale dans tout le volume cérébrale, c'est-à-dire pour chaque voxel composant le modèle de cerveau utilisé. Enfin, un test statistique est utilisé pour identifier les couples voxels/fréquences dont l'activité est statistiquement différente pour différents états mentaux. Ce que nous cherchons réellement à obtenir étant les régions cérébrales et bandes de fréquence discriminantes, la deuxième étape de FuRIA a pour but de regrouper les voxels et fréquences identifiés à l'étape précédente en régions cérébrales et bandes de fréquence respectivement, à l'aide d'algorithmes de clustering. On obtient ainsi un ensemble de couples région cérébral/bande de fréquence dont l'activité permet de distinguer différents états mentaux. Une fois ces couples identifiés, extraire des caractéristiques avec FuRIA consiste simplement avec estimer l'activité cérébrale pour chacune de ces régions cérébrales, dans la bande de fréquence correspondante. Ces caractéristiques peuvent ensuite être utilisées en entrée de n'importe quel type de classifieur. Le principe de FuRIA est schématisé sur la figure 3.

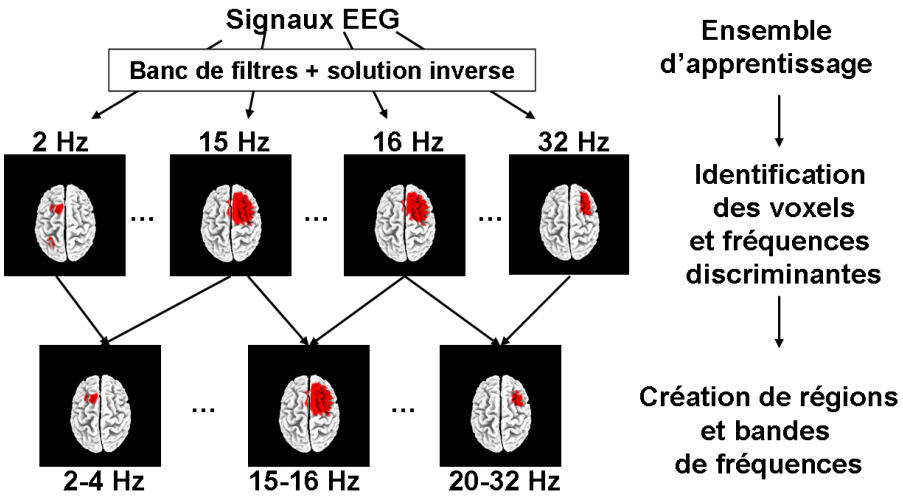

Figure 3. Étapes d'identification des régions cérébrales et bandes de fréquence permettant de discriminer des états mentaux à partir de signaux EEG dans l'algorithme FuRIA

Nous avons évalué FuRIA sur des bases de données internationales, issues des « BCI competition » 2003 et 2005 dont l'objectif était de comparer des algorithmes de traitement des signaux EEG sur différents jeux de données. Plus particulièrement, nous nous sommes intéressés 1) au jeu de données IV de la BCI competition 2003, qui contient des signaux EEG d'un sujet et dont l'objectif est de discriminer une intention de mouvement de la main gauche d'une intention de mouvement de la main droite et 2) au jeu de données IIIa de la BCI competition 2005, qui contient des signaux EEG de 3 sujets et dont l'objectif est de discriminer des mouvements imaginés de la main gauche, de la main droite, des pieds ou de la langue. Les caractéristiques extraites avec FuRIA ont été utilisées en entrée d'une machine à vecteur support (SVM) comme clas-

sifieur. Les résultats obtenus sont décrits dans le tableau 1 et démontrent l'efficacité de FuRIA. En effet, les performances obtenues par FuRIA sont égales à celles du vainqueur pour le jeu de données de la BCI competition 2003 (84 %), meilleure que le vainqueur du jeu de données de la BCI competition 2005 sur 2 sujets sur 3 (sujets B1 et B3) et à la deuxième position en moyenne sur ce dernier jeu de données.

Tableau 1. Taux de classifications correctes (%) obtenus avec FuRIA sur le jeu de données IV de la « BCI competition 2003 » (sujet A1) et sur le jeu de données IIIa de la « BCI competition 2005 » (sujets B1, B2 et B3))

	BCI competition 2003 jeu de données IV	BCI competition 2005 jeu de données IIIa			
	A1	B1	B2	B3	Moyenne
Gagnant	**84**	86,67	**81,67**	85,00	**84,44**
2^{eme}	81	92,78	57,50	78,33	76,20
3^{eme}	77	**96,11**	55,83	64,17	72,04
FuRIA	**84**	90,56	69,17	**88,33**	82,68

Un autre avantage de FuRIA est son interprétabilité puisque les caractéristiques identifiées par FuRIA nous permettent de savoir quelles sont les régions cérébrales et bandes de fréquence impliquées dans un état mental donné. Par exemple, la figure 4 montre les deux régions et bandes de fréquence identifiées automatiquement par FuRIA pour distinguer une intention de mouvement de la main gauche d'une intention de mouvement de la main droite. On constate alors que ces régions et fréquences sont tout à fait cohérentes avec la littérature neuroscientifique sur le sujet (Pfurtscheller, Neuper, 2001). Bien entendu, le nombre de régions cérébrales et de bandes de fréquences identifiées par FuRIA n'est pas limité, mais est optimisé afin de prédire au mieux l'état mental de l'utilisateur tout en gardant un nombre compact de caractéristiques. Cette interprétabilité peut s'avérer très intéressante pour vérifier ce qu'a appris la BCI à partir des données ou encore pour en apprendre plus sur le fonctionnement cérébral lors d'une tâche mentale particulière. Le lecteur intéressé peut se référer à (Lotte, Lécuyer, Guan, 2010) pour plus de détails sur ces possibilités.

3.1.2. Classification

Une fois de bonnes caractéristiques identifiées pour décrire les signaux EEG, il faut également identifier de bons classifieurs afin d'associer ces caractéristiques à l'état mental correspondant. Nous avons ainsi introduit des classifieurs innovants pour la classification de signaux EEG, et effectué de nombreuses comparaisons entre classifieurs (Lotte, Congedo *et al.*, 2007 ; Lotte, Lécuyer *et al.*, 2007 ; Zhong *et al.*, 2008). Sans rentrer dans les détails de ces évaluations, il en ressort qu'en termes de performances de classification, les SVM (déjà utilisées en BCI auparavant) (Lotte, Congedo *et al.*, 2007) mais aussi les processus gaussiens (Zhong *et al.*, 2008) et les systèmes d'inférence flous (SIF) (Lotte, Lécuyer *et al.*, 2007), que nous avons introduit dans la communauté BCI pour la classification d'EEG, s'avèrent être les plus compétitifs. Les SIF ont également un autre avantage : leur interprétabilité. En effet, les SIF sont un

14-31 Hz 14-28 Hz

Figure 4. Les régions cérébrales (encadrées) et bandes de fréquence identifiées automatiquement par FuRIA pour distinguer une intention de mouvement de la main gauche d'une intention de mouvement de la main droite. Le cerveau est ici vu du dessus, le nez étant orienté vers le haut de l'image

ensemble de règles « si - alors - sinon » automatiquement apprises à partir des données. Ces régles permettent donc de savoir quelles valeurs pour les caractéristiques extraites des signaux EEG correspondent à quel état mental. Nous avons ainsi montré qu'utiliser des SIF comme classifieur sur des caractéristiques identifiées et extraites avec FuRIA permettait de concevoir une BCI complètement interprétable. En effet, un tel système peut renseigner sur quelles activités dans quelles régions cérébrales et bandes de fréquence correspondent à quel état mental, le tout exprimé à l'aide de simple règles « si - alors - sinon » (Lotte, Lécuyer, Guan, 2010).

L'utilisation d'un algorithme de classification approprié permet aussi de concevoir des BCI asynchrones afin que l'utilisateur puisse interagir avec le système lorsqu'il le souhaite. Le point difficile de la conception d'une BCI asynchrone se situe dans l'identification des états de « non contrôle », c'est-à-dire lorsque le sujet ne veut pas interagir avec l'application et donc ne veut pas envoyer de commandes mentales. En effet, pour concevoir une BCI asynchrone, il faut analyser les signaux EEG en continue et détecter quand l'utilisateur souhaite envoyer une commande mentale. Pour ce faire nous avons proposé d'utiliser des techniques de rejet de motifs (Lotte, Mouchère, Lécuyer, 2008). Ces méthodes permettent de détecter quand un vecteur de caractéristiques reçu par le classifieur ne correspond à aucune des classes apprises par ce classifieur et donc quand il doit être rejeté (et non classifié). Dans le cas de la conception de BCI asynchrone, qui analyse le signal EEG de manière continue, nous avons proposé d'utiliser de telles techniques afin de rejeter l'état de « non contrôle ». De cette façon seuls les vecteurs de caractéristiques (chaque vecteur correspondant à des caractéristiques extraites sur une seconde de signal EEG, à l'aide d'une fenêtre glissante) correspondant à une tâche mentale utilisée pour piloter la BCI seront classifiés afin d'envoyer une commande à l'application, tandis que les autres seront rejetés et aucune commande ne sera envoyée, permettant ainsi un fonctionnant asynchrone. Nous avons étudié et

comparé différentes techniques de rejet, et il s'est avéré que la technique dite de la « classe de rejet » - qui consiste à modéliser explicitement les caractéristiques à rejeter lors de l'apprentissage du classifieur - est la plus efficace en termes de taux de reconnaissance, notamment lorsqu'elle est utilisée avec des classifieurs non linéaires comme des SVM gaussiennes ou des SIF (Lotte, Mouchère, Lécuyer, 2008).

3.2. Utilisation de BCI en réalité virtuelle

Une fois la BCI conçue à l'aide de techniques appropriées de traitement et classification de signaux EEG, elle peut être utilisée afin de piloter une application particulière. Comme mentionné précédemment, afin de faire réellement progresser la recherche en BCI, il est important que cette application soit concrète et qu'elle soit utiliséee et évaluée dans des conditions réalistes en dehors du laboratoire. Cette section décrit deux de nos contributions dans ce sens, afin d'utiliser des BCI pour interagir avec des applications de réalité virtuelle.

3.2.1. Interagir avec des mondes virtuels avec une BCI, en dehors du laboratoire

La majorité des études BCI étant effectuées en laboratoire avec un nombre restreint de sujets (typiquement 4 ou 5, une exception notable étant (Guger *et al.*, 2003)), une des premières études que nous avons effectuée a consisté à étudier une application ludique de RV en dehors du laboratoire, dans un contexte grand public et sur un grand nombre de sujets (Lotte, Renard, Lécuyer, 2008). Cette application, baptisée « Utilisez-la-force », s'inspire du film « La guerre des étoiles© » et offre la possibilité à l'utilisateur de soulever un vaisseau spatial virtuel (un *Tie-Fighter*) en utilisant « la force », soit ici son activité cérébrale à l'aide d'une BCI (cf. figure 5).

Plus précisément, l'utilisateur devait effectuer des mouvements réels ou imaginés des pieds afin de faire décoller le vaisseau. Le système s'appuie sur une BCI simple (utilisant une seule électrode EEG) et asynchrone visant à détecter l'augmentation brutale de puissance dans la bande de fréquence Beta (16-24 Hz) qui survient après l'exécution ou l'imagination d'un mouvement des pieds. Nous avons évalué cette application lors d'un salon grand public de réalité virtuelle (Laval Virtual 2008) avec 21 utilisateurs novices avec une BCI. Nous avons étudié à la fois les performances et les préférences de ces utilisateurs dans une situation volontairement difficile: première utilisation d'une BCI, utilisation d'une seule électrode EEG, pas d'apprentissage humain ni d'apprentissage machine de l'état mental à détecter, expérience dans un environnement bruité.

Les résultats ont montré que, sans entraînement, la moitié des utilisateurs pouvait contrôler l'application et le mouvement du vaisseau virtuel à l'aide de mouvements réels des pieds. Un quart d'entre eux pouvait contrôler le vaisseau en utilisant des mouvements imaginés des pieds. Les préférences des sujets ont également été récoltées à l'aide d'un questionnaire. Celui-ci a démontré le besoin de fournir aux utilisateurs un retour perceptif (*feedback*) complet et continu, même lorsque l'état de non contrôle (pas de mouvement des pieds détecté) est identifié. Les utilisateurs souhaitent

Figure 5. L'application ludique « Utilisez-la-force » permettant de déplacer un vaisseau spatial virtuel grâce à son activité cérébrale (copyright Hubert Raguet/Photothèque CNRS)

en effet voir ce qu'il se passe dans leur activité cérébrale à chaque instant même si aucune commande mentale n'y est détectée. Cela pourrait peut être permettre de réduire les temps d'apprentissage et la frustration de l'utilisateur. Enfin, l'application en elle-même s'est révélée plaisante et motivante pour les participants.

Même si les performances obtenues peuvent apparaître modeste, le fait que l'étude ait été effectuée dans les conditions difficiles mentionnées ci-dessus est plutôt encourageant sur la possibilité d'utiliser les BCI dans des applications concrètes de la vie de tous les jours. Elle a aussi mis en avant l'importance de prendre en compte les préférences des utilisateurs dans la conception d'applications basées sur des BCI.

3.2.2. Explorer un musée virtuel par la pensée

La plupart des applications de RV contrôlées par BCI ayant été proposées jusqu'à présent n'offraient à l'utilisateur qu'une interaction très limitée avec le monde virtuel (l'application « Utilisez-la-force » n'est d'ailleurs pas une exception), due au faible nombre de commandes mentales pouvant être identifiées par une BCI. Ces applications étaient donc majoritairement des applications jouets. Dans cette étude, nous avons donc voulu concevoir une application plus concrète et plus avancée. Nous avons ainsi conçu une application permettant à un utilisateur d'explorer et de se promener librement dans un musée virtuel, le tout en utilisant uniquement une BCI (Lotte, Lanhenhove *et al.*, 2010) (cf. figure 6 pour une illustration de cette application).

Figure 6. Exploration d'un musée virtuel à l'aide d'une BCI

Dans le but d'exploiter efficacement le faible nombre de commandes fournies par une BCI, nous avons proposé une nouvelle technique d'interaction pour les applications de RV utilisant des BCI. Cette technique d'interaction permet à l'utilisateur d'envoyer des commandes de haut niveau, laissant à l'application la responsabilité d'effectuer les détails fastidieux et complexes de la tâche d'interaction. En effet, notre technique d'interaction propose à l'utilisateur d'explorer le musée en sélectionnant des points d'intérêts tels que des points de navigation (par exemple des carrefours, des entrées de pièces, etc.) ou des œuvres d'art. Il est intéressant de noter que les points de navigation peuvent être générés complètement automatiquement à partir de la géométrie de l'environnement. L'utilisateur peut sélectionner ces points grâce à une suite de choix binaires. En plus de ces deux commandes, l'utilisateur a à sa disposition une troisième commande lui permettant d'annuler n'importe lequel de ses choix. Une fois qu'un point d'intérêt donné a été sélectionné, l'application se charge d'effectuer la tâche d'interaction telle que par exemple naviguer automatiquement du point courant au point sélectionné. L'utilisateur peut ainsi utiliser la BCI pour indiquer directement où il souhaite aller, et l'application l'y emmène, plutôt que de devoir utiliser la BCI pour effectuer tous les petits déplacements nécessaires pour arriver à destination.

Pour utiliser cette technique d'interaction, nous avons proposé une BCI qui peut fournir à son utilisateur 3 commandes différentes, associées respectivement à des mouvements imaginés de la main gauche, de la main droite et des pieds. Cette BCI fonctionne de plus en mode asynchrone, grâce à l'utilisation d'un SIF et de techniques de rejet de motifs telles que décrites précédemment.

Dans le but d'évaluer notre technique d'interaction, nous l'avons comparée avec la technique généralement utilisée pour naviguer en environnement virtuel à l'aide d'une BCI. Cette technique consiste à envoyer des commandes de bas niveau qui as-

socient à chaque état mental un mouvement. Par exemple, dans (Scherer *et al.*, 2008), un mouvement imaginé de la main gauche est utilisé pour tourner à gauche tandis qu'un mouvement imaginé des pieds est utilisé pour avancer. Nous avons évalué cette approche avec trois sujets différents qui devaient parcourir des trajets de différentes longueurs dans le musée virtuel avec la BCI. Ces trajets devaient être effectués plusieurs fois avec chacune des deux techniques d'interaction (haut ou bas niveau). Les résultats obtenus en termes de temps de parcours sont présentés dans le tableau 2.

Tableau 2. Temps moyen (en secondes) mis par l'utilisateur pour accomplir les différentes tâches de navigation (trajet court, moyen ou long) en utilisant chacune des deux techniques d'interaction (c'est-à-dire la nôtre, utilisant des commandes de haut niveau, ou la technique de l'état-de-l'art basée sur des commandes de bas niveau)

technique d'interaction	distance à parcourir	sujet 1	sujet 2	sujet 3	moyenne	moyenne générale
haut niveau	longue	158	382	158	233	232
	moyenne	205	641	146	330	
	courte	135	151	113	133	
bas niveau	longue	702	531	598	610	434
	moyenne	555	599	337	497	
	courte	235	86	263	195	

Les résultats suggèrent que les sujets pouvaient naviguer d'une pièce à l'autre du musée beaucoup plus rapidement avec notre approche par commandes de haut niveau qu'avec l'approche classique utilisant des commandes de bas niveau, cette différence étant encore plus marquée quand le trajet est long. Des questionnaires remplis par les sujets ont aussi montré que la technique d'interaction par commandes de haut niveau était plus confortable, moins fatigante et plus agréable à utiliser que la technique par commande de bas niveau. L'utilisateur a en effet besoin d'envoyer beaucoup moins de commandes mentales lorsqu'il utilise des commandes de haut niveau, ce qui est donc naturellement moins fatigant. La navigation par commandes de haut niveau s'est par contre révélée moins intuitive à utiliser à cause du besoin d'effectuer une succession de choix binaires. Il faut noter que même si l'approche proposée ici n'est évaluée que dans le contexte d'une exploration de musée virtuelle, elle reste complètement générique et peut être ainsi utilisée pour interagir avec n'importe quel environnement virtuel. En résumé, cette étude a suggéré qu'avec une BCI et une technique d'interaction de haut niveau adaptées, il était possible d'interagir par la pensée de manière avancée avec des environnements virtuels et d'y effectuer diverses tâches pouvant être potentiellement complexes.

4. Conclusions et perspectives

Cet article est dédié aux BCI, qui sont des systèmes de communication permettant à un utilisateur d'interagir avec un ordinateur en utilisant uniquement son activité cérébrale. Il offre un bref panorama sur ce que sont les BCI, leur principe de fonctionnement et leurs applications, que ce soit dans le domaine médical ou dans des domaines

plus grand public tels que les jeux vidéos. La deuxième section de cet article a présenté une synthèse de nos récents travaux dans le domaine, visant d'une part à augmenter le débit d'information des BCI et d'autre part à concevoir des applications concrètes de RV, potentiellement utilisables en dehors d'un laboratoire. Ainsi, nous avons tout d'abord décrit une nouvelle approche pour classifier des états mentaux à l'aide de solutions inverses, reconstruisant l'activité dans tout le volume cérébral à partir des signaux mesurés en surface du crâne. Nous avons également présenté des algorithmes de classification adaptés à la conception de BCI efficaces et asynchrones, notamment des systèmes d'inférence flous et des techniques de rejet. Ensuite, nous avons présenté une étude large échelle d'interaction en environnement virtuel par BCI, en dehors du laboratoire. Cette étude nous a permis d'évaluer la faisabilité mais aussi les contraintes de l'utilisation de BCI en situation réaliste, ainsi que l'importance du sujet et du retour perceptif qui lui est fourni, lors de la conception de BCI. Enfin, nous avons décrit dans la dernière section une application conçue pour explorer librement un musée virtuel ou tout autre environnement virtuel par la pensée, le tout à l'aide d'une BCI et d'une technique d'interaction appropriées.

Il est important de mentionner que toutes les expériences de BCI temps réel présentées dans cet article (en section 3.2) ont été effectuées avec la plateforme OpenViBE [1]. OpenViBE est une plateforme logicielle gratuite et open-source permettant de concevoir, tester et utiliser facilement des BCI temps réel, et ce sans avoir besoin d'écrire une seule ligne de code (Renard *et al.*, 2010). Cette plateforme a une communauté d'utilisateurs grandissante, notamment en France mais aussi dans le monde. Notre souhait est qu'elle puisse bénéficier au plus grand nombre, permettre aux personnes intéressées d'utiliser ou concevoir rapidement des BCI ainsi que stimuler les recherches et développements BCI, en France mais aussi dans le monde.

Même si ces différents travaux sont encourageants et prometteurs, la recherche en BCI n'en reste pas moins un domaine relativement jeune dans lequel il reste de nombreux défis scientifiques à relever. En particulier, malgré le fait que les BCI commencent enfin à sortir des laboratoires, de telles études restent encore trop rares et de nombreux autres problèmes rendent l'utilisation des BCI en pratique encore difficile. Par exemple, les temps de calibration des BCI (apprentissage machine) sont encore relativement longs (de 5 à 20 minutes pour les meilleurs systèmes, en fonction des états mentaux utilisés (Blankertz, Losch *et al.*, 2008)). De même, l'installation d'un casque EEG est longue et fastidieuse et nécessite l'utilisation de gel conducteur dans les cheveux, ce qui n'est pas confortable pour l'utilisateur. Enfin les BCI ont encore des performances très limitées en comparaison à d'autres interfaces (par exemple une souris), ces performances étant de plus fortement dégradées lorsque l'utilisateur bouge, ce qui cause des artefacts musculaires (Fatourechi *et al.*, 2007).

Malgré ces difficultés, les BCI apparaissent également comme une technologie très prometteuse. D'une part, les difficultés décrites précédemment sont actuellement abordées par la communauté BCI. Par exemple, certaines approches ont été propo-

1. http://openvibe.inria.fr/

sées afin de réduire les temps de calibration des BCI (Fazli *et al.*, 2009 ; Lotte, Guan, 2010) ou d'utiliser ces BCI avec un utilisateur mobile (Lotte, Fujisawa *et al.*, 2009). Des électrodes EEG sèches, ne nécessitant pas l'utilisation de gel, ont également été proposées (Luo, Sullivan, 2010 ; Popescu *et al.*, 2007). Bien entendu, ces différentes approches n'ont pas encore complètement résolu ces problèmes, et ne pourront vraisemblablement que les atténuer mais pas les supprimer, en tout cas dans un futur proche. La technologie BCI n'en reste pas moins promise à un avenir meilleur, avec des performances et une utilisabilité améliorées.

Le point le plus prometteur à propos des BCI est probablement leurs futures applications potentielles. Ainsi, même si pour l'instant peu de personnes handicapées utilisent des BCI dans leur vie de tous les jours, ces dernières peuvent s'avérer être une interface de choix pour certaines personnes gravement paralysées (Vaughan *et al.*, 2006 ; Millán *et al.*, 2010). Les BCI pourraient aussi être utilisées dans un contexte de réhabilitation de personnes qui ont été atteintes d'accident vasculaire cérébral (AVC). En effet, une BCI peut être utilisée afin d'encourager un patient à activer une région cérébrale particulière, dans ce cas la région atteinte lors de l'AVC, afin de la stimuler et de profiter de la plasticité cérébrale pour, peut-être, réparer tout ou partie de la lésion cérébrale à cet endroit (Ang *et al.*, 2008). Le domaine du divertissement, et en particulier des jeux vidéos, est également très prometteur (Nijholt *et al.*, 2009 ; Lécuyer *et al.*, 2008). En dépit du fait que les performances limitées des BCI actuelles ne permettent pas d'en faire une alternative aux périphériques classiques (manettes, souris, Wiimote©, etc.), celles-ci peuvent s'avérer très intéressantes en tant que commande additionnelle, amusante et originale pouvant apporter un plus certain au jeu. Dans le cas d'une commande non réaliste, telle que lancer un sort, une BCI peut également être plus naturelle et intuitive à utiliser (on lance le sort en imaginant lancer un sort) qu'une interface corporelle telle qu'une Wiimote (Nijholt *et al.*, 2009). Enfin, les jeux vidéos pourraient beaucoup bénéficier de l'utilisation de BCI dites « passives » (George, Lécuyer, 2010 ; Zander, Kothe, 2011 ; Lotte, 2011). Ce type de BCI très récent ne nécessite pas que l'utilisateur se mette volontairement dans un état mental particulier afin d'envoyer une commande à l'application (il s'agit alors d'une BCI dite « active »). Au contraire, une BCI passive va suivre et contrôler en continu l'état mental de l'utilisateur, pour par exemple mesurer son niveau de stress, son attention ou ses émotions, afin de changer dynamiquement et implicitement l'application, le tout sans aucune intervention volontaire de l'utilisateur. Ce type de BCI pourrait par exemple permettre de rendre un jeu vidéo plus intéressant, en adaptant le contenu du jeu (par exemple sa difficulté) de manière dynamique en fonction de l'état mental de l'utilisateur [2]. De même, ces BCI passives pourraient également être utiles de manière plus générale, afin de concevoir diverses interfaces homme-machine adaptatives. Bien entendu, cela implique de pouvoir mesurer dans les signaux EEG des états mentaux correspondant au stress, à la vigilance, aux émotions, etc. Pour l'instant, on ne sait pas bien quels états mentaux de ce type l'on pourrait mesurer, et avec quelle préci-

2. ces aspects sont par exemple explorés dans le projet ANR OpenViBE 2: http://www.irisa.fr/bunraku/openvibe2/

sion. Des recherches récentes suggèrent néanmoins que cela est possible (Blankertz *et al.*, 2010), ce qui ouvre la voie à des recherches et développements nombreux et très intéressants. Ainsi, notre souhait serait que cet article puisse permette de motiver les communautés académiques et industrielles francophones à se joindre à ces efforts.

Remerciements

Je souhaite remercier tout particulièrement Anatole Lécuyer et Bruno Arnaldi qui m'ont encadré pour les travaux de thèse présentés dans cet article. Je souhaite également remercier toutes les personnes avec qui j'ai eu l'occasion de travailler et d'échanger durant cette thèse (trop nombreuses pour être toutes citées ici), notamment les membres du projet OpenViBE et de l'équipe Bunraku, ainsi que Morgane Rosendale pour ses commentaires constructifs sur cet article.

Ce travail a été soutenu par l'agence nationale de la recherche dans le cadre du projet OpenViBE (ref. ANR05RNTL01601).

Bibliographie

Ang K., Guan C., Chua K. S. G., Ang B. T., Kuah C. W. K., Wang C. *et al. (2008). A clinical evaluation of non-invasive motor imagery-based brain computer interface in stroke. In* 30th annual international conference of the ieee engineering in medicine and biology society (embc), *p. 4178-4181.*

Arrouët C., Congedo M., Marvie J. E., Lamarche F., Lecuyer A., Arnaldi B. (2005). Open-ViBE : a 3D platform for real-time neuroscience. Journal of Neurotherapy, *vol. 9, n° 1, p. 3-25.*

Bashashati A., Fatourechi M., Ward R. K., Birch G. E. (2007). A survey of signal processing algorithms in brain-computer interfaces based on electrical brain signals. Journal of Neural engineering, *vol. 4, n° 2, p. R35-57.*

Bayliss J. D. (2003). The use of the P3 evoked potential component for control in a virtual apartment. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, *vol. 11, n° 2, p. 113-116.*

Bekaert M.-H., Botte-Lecocq C., Cabestaing F., Rakotomamonjy A. (2009). Les interfaces cerveau-machine pour la palliation du handicap moteur sévère. Sciences et Technologies pour le Handicap, *vol. 3, n° 1, p. 95-121.*

Berger H. (1929). Ueber das elektroenkephalogramm des menschen. Archiv für Psychiatrie und Nervenkrankheiten, *vol. 87, p. 527-570.*

Besserve M., Martinerie J., Garnero L. (2011). Improving quantification of functional networks with eeg inverse problem: Evidence from a decoding point of view. Neuroimage.

Birbaumer N., Kübler A., Ghanayim N., Hinterberger T., Perelmouter J., Kaiser J. et al. (2000). The thought translation device (TTD) for completely paralyzed patients. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, vol. 8, p. 190-193.

Blankertz B., Losch F., Krauledat M., Dornhege G., Curio G., Müller K.-R. (2008). The berlin brain-computer interface: Accurate performance from first-session in BCI-naive subjects. *IEEE Trans Biomed Eng*, vol. 55, n° 10, p. 2452-2462.

Blankertz B., M.Tangermann, Vidaurre C., Fazli S., C.Sannelli, S.Haufe *et al. (2010). The berlin brain-computer interface: Non-medical uses of bci technology.* Frontiers in Neuroprosthetics, *vol. 5.*

Blankertz B., Müller K. R., Curio G., Vaughan T. M., Schalk G., Wolpaw J. R. et al. (2004). The BCI competition 2003: Progress and perspectives in detection and discrimination of EEG single trials. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 51, n° 6, p. 1044-1051.

Blankertz B., Müller K. R., Krusienski D. J., Schalk G., Wolpaw J. R., Schlögl A. *et al. (2006). The BCI competition III: Validating alternative approaches to actual BCI problems.* IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, *vol. 14, n° 2, p. 153-159.*

Blankertz B., Tomioka R., Lemm S., Kawanabe M., Müller K.-R. (2008). Optimizing spatial filters for robust EEG single-trial analysis. IEEE Signal Proc Magazine, *vol. 25, n° 1, p. 41-56.*

Cabestaing F., Rakotomamonjy A. (2007). Introduction aux interfaces cerveau-machine (BCI). In 21ème colloque sur le traitement du signal et des images, gretsi'07, *p. 617-620.*

Congedo M., Lotte F., Lécuyer A. (2006). Classification of movement intention by spatially filtered electromagnetic inverse solutions. Physics in Medicine and Biology, *vol. 51, n° 8, p. 1971-1989.*

Duda R. O., Hart P. E., Stork D. G. (2001). Pattern recognition, second edition. *WILEY-INTERSCIENCE.*

Farwell L., Donchin E. (1988). Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials. Electroencephalography and Clinical Neurophysiology, *vol. 70, p. 510-523.*

Fatourechi M., Bashashati A., Ward R., Birch G. (2007). EMG and EOG artifacts in brain computer interface systems: A survey. Clinical Neurophysiology, *vol. 118, n° 3, p. 480-494.*

Fazli S., Grozea C., Danóczy M., Blankertz B., Popescu F., Müller. K.-R. (2009). Subject independent EEG-based BCI decoding. In Advances in neural information processing systems (nips) 22, *p. 513-521.*

George L., Lécuyer A. (2010). An overview of research on passive brain-computer interfaces for implicit human-computer interaction. In International conference on applied bionics and biomechanics.

Guger C., Edlinger G., Harkam W., Niedermayer I., Pfurtscheller G. (2003). How many people are able to operate an EEG-based brain-computer interface (BCI)? IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, *vol. 11, n° 2, p. 145-147.*

Guger C., Harkam W., Hertnaes C., Pfurtscheller G. (1999). Prosthetic control by an EEG-based brain-computer interface (BCI). In Proc. aaate 5th european conference for the advancement of assistive technology.

Iturrate I., J.Antelis, Minguez J., A.Kübler. (2009). Non-invasive brain-actuated wheelchair based on a P300 neurophysiological protocol and automated navigation. IEEE Transactions on Robotics, *vol. 25, n° 3, p. 614-627.*

Krepki R., Blankertz B., Curio G., Müller K. R. (2007). The berlin brain-computer interface (BBCI): towards a new communication channel for online control in gaming applications. Journal of Multimedia Tools and Applications, *vol. 33, n° 1, p. 73-90.*

Kübler A., Kotchoubey B., Kaiser J., Wolpaw J. R., Birbaumer N. (2001). Brain-computer communication: unlocking the locked in. Psychology Bulletin, *vol. 127, n° 3, p. 358-375.*

Kübler A., Mushahwar V., Hochberg L., Donoghue J. (2006). BCI meeting 2005-workshop on clinical issues and applications. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, *vol. 14, n° 2, p. 131-134.*

Lalor E., Kelly S. P., Finucane C., Burke R., Smith R., Reilly R. et al. (2005). Steady-state VEP-based brain-computer interface control in an immersive 3-D gaming environment. *EURASIP journal on applied signal processing*, vol. 2005, n° 19, p. 3156 - 3164.

Lebedev M., Nicolelis M. (2006). Brain-machine interfaces: past, present and future. *Trends in Neurosciences*, vol. 29, n° 9, p. 536-546.

Lécuyer A., Lotte F., Reilly R., Leeb R., Hirose M., Slater M. (2008). Brain-computer interfaces, virtual reality and videogames. *IEEE Computer*, vol. 41, n° 10, p. 66-72.

Leeb R., Friedman D., Scherer R., Slater M., Pfurtscheller G. (2006). EEG-based "walking" of a tetraplegic in virtual reality. In *Maia brain computer interfaces workshop 2006 - challenging brain computer interfaces: Neural engineering meets clinical needs in neurorehabilitation*, p. 43.

Leeb R., Lee F., Keinrath C., Scherer R., Bischof H., Pfurtscheller G. (2007). Brain-computer communication: Motivation, aim and impact of exploring a virtual apartment. *IEEE, Transactions on Neural Systems & Rehabilitation Engineering*, vol. 15, n° 4, p. 473 - 482.

Lotte F. (2008). *Study of electroencephalographic signal processing and classification techniques towards the use of brain-computer interfaces in virtual reality applications*. Thèse de doctorat non publiée, Institut National des Sciences Appliquées (INSA) de Rennes.

Lotte F. (2011). Brain-computer interfaces for 3D games: Hype or hope? In *Foundations of digital games*, p. 325-327.

Lotte F., Congedo M., Lécuyer A., Lamarche F., Arnaldi B. (2007). A review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces. *Journal of Neural Engineering*, vol. 4, p. R1-R13.

Lotte F., Fujisawa J., Touyama H., Ito R., Hirose M., Lécuyer A. (2009). Towards ambulatory brain-computer interfaces: A pilot study with P300 signals. In *5th advances in computer entertainment technology conference (ace)*, p. 336-339.

Lotte F., Guan C. (2010). Learning from other subjects helps reducing brain-computer interface calibration time. In *International conference on audio, speech and signal processing (icassp'2010)*, p. 614-617.

Lotte F., Guan C. (2011). Regularizing common spatial patterns to improve BCI designs: Unified theory and new algorithms. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 58, n° 2, p. 355-362.

Lotte F., Langhenhove A. V., Lamarche F., Ernest T., Renard Y., Arnaldi B. *et al. (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, *vol. 19, n° 1, p. 54-70.*

Lotte F., Lécuyer A., Arnaldi B. (2009). FuRIA: An inverse solution based feature extraction algorithm using fuzzy set theory for brain-computer interfaces. IEEE transactions on Signal Processing, *vol. 57, nº 8, p. 3253-3263.*

Lotte F., Lécuyer A., Guan C. (2010). Towards a fully interpretable eeg-based bci system. *Rapport technique. HAL:inria-00504658.*

Lotte F., Lécuyer A., Lamarche F., Arnaldi B. (2007). Studying the use of fuzzy inference systems for motor imagery classification. IEEE Transactions on Neural System and Rehabilitation Engineering, *vol. 15, nº 2, p. 322-324.*

Lotte F., Mouchère H., Lécuyer A. (2008). Pattern rejection strategies for the design of self-paced EEG-based brain-computer interfaces. In International conference on pattern recognition (icpr), *p. 1-5.*

Lotte F., Renard Y., Lécuyer A. (2008). Self-paced brain-computer interaction with virtual worlds: a qualitative and quantitative study 'out-of-the-lab'. In 4th international brain-computer interface workshop and training course, *p. 373-378.*

Luo A., Sullivan T. (2010). A user-friendly SSVEP-based brain-computer interface using a time-domain classifier. J Neural Eng., *vol. 2, nº 2.*

Millán J., Rupp R., Müller-Putz G., Murray-Smith R., Giugliemma C., Tangermann M. et al. (2010). Combining brain-computer interfaces and assistive technologies: State-of-the-art and challenges. *Frontiers in Neuroprosthetics*.

Muller-Putz G., Pfurtscheller G. (2008). Control of an electrical prosthesis with an SSVEP-based BCI. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 55, nº 1, p. 361-364.

Niedermeyer E., Silva F. L. da. (2005). *Electroencephalography: basic principles, clinical applications, and related fields* (5th éd.). Lippincott Williams & Wilkins, ISBN 0781751268.

Nijholt A., Bos D. P.-O., Reuderink B. (2009). Turning shortcomings into challenges: Brain-computer interfaces for games. *Entertainment Computing*, vol. 1, nº 2, p. 85-94.

Pascual-Marqui R. (2002). Standardized low resolution brain electromagnetic tomography (sLORETA): technical details. *Methods and Findings in Experimental and Clinical Pharmacology*, vol. 24D, p. 5-12.

Pfurtscheller G., Neuper C. (2001). Motor imagery and direct brain-computer communication. *proceedings of the IEEE*, vol. 89, nº 7, p. 1123-1134.

Popescu F., Fazli S., Badower Y., Blankertz B., Müller K.-R. (2007). Single trial classification of motor imagination using 6 dry EEG electrodes. *PLoS ONE*, vol. 2, nº 7, p. e637.

Rakotomamonjy A., Guigue V., Mallet G., Alvarado V. (2005). Ensemble of SVMs for improving brain computer interface P300 speller performances. In *International conference on artificial neural networks.*

Rebsamen B., Guan C., Zhang H., Wang C., Teo C., Ang Jr. M. *et al. (2010). A brain controlled wheelchair to navigate in familiar environments.* IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, *vol. 18, nº 6, p. 590-598.*

Renard Y., Lotte F., Gibert G., Congedo M., Maby E., Delannoy V. et al. (2010). OpenViBE: An open-source software platform to design, test and use brain-computer interfaces in real and virtual environments. *Presence: teleoperators and virtual environments*, vol. 19, nº 1, p. 35-53.

Sajda P., Gerson A., Müller K. R., Blankertz B., Parra L. (2003). A data analysis competition to evaluate machine learning algorithms for use in brain-computer interfaces. *IEEE Transaction on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 11, n° 2, p. 184-185.

Scherer R., Lee F., Schlögl A., Leeb R., Bischof H., Pfurtscheller G. (2008). Towards self-paced brain-computer communication: Navigation through virtual worlds. *IEEE, Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 55, n° 2, p. 675-682.

Vanacker G., Millán J., Lew E., Ferrez P., Moles F. G., Philips J. *et al. (2007). Context-based filtering for assisted brain-actuated wheelchair driving.* Computational Intelligence and Neuroscience, *vol. 2007, p. Article ID 25130, 12 pages.*

Vaughan T., McFarland D., Schalk G., Sarnacki W., Krusienski D., Sellers E. et al. (2006). The wadsworth BCI research and development program: at home with BCI. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 14, n° 2, p. 229-233.

Vialatte F., Maurice M., Dauwels J., Cichocki A. (2010). Steady-state visually evoked potentials: Focus on essential paradigms and future perspectives. *Progress in Neurobiology,*, vol. 90, p. 418-438.

Vidal J. J. (1973). Toward direct brain-computer communication. *Annual Review of Biophysics and Bioengineering*, vol. 2, p. 157-180.

Williamson J., Murray-Smith R., Blankertz B., Krauledat M., Müller K.-R. (2009). Designing for uncertain, asymmetric control: Interaction design for brain-computer interfaces. *Int J Hum Comput Stud*, vol. 67, n° 10, p. 827-841.

Wolpaw J., Birbaumer N., McFarland D., Pfurtscheller G., Vaughan T. (2002). Brain-computer interfaces for communication and control. *Clinical Neurophysiology*, vol. 113, n° 6, p. 767-791.

Wolpaw J., Loeb G., Allison B., Donchin E., Nascimento O. do, Heetderks W. *et al. (2006). BCI meeting 2005–workshop on signals and recording methods.* IEEE Transaction on Neural Systems and Rehabilitation Engineering., *vol. 14, n° 2, p. 138-141.*

Zander T., Kothe C. (2011). Towards passive brain-computer interfaces: applying brain-computer interface technology to human-machine systems in general. Journal of Neural Engineering, *vol. 8.*

Zhong M., Lotte F., Girolami M., Lécuyer A. (2008). Classifying EEG for brain computer interfaces using gaussian processes. Pattern Recognition Letters, *vol. 29, p. 354-359.*

Fabien Lotte *est ingénieur et docteur de l'INSA de Rennes, spécialité informatique. Il est actuellement chargé de recherches à Inria Bordeaux Sud-Ouest, dans l'équipe Potioc. Ses activités de recherche portent sur les interfaces cerveau-ordinateur, la réalité virtuelle, les interfaces homme-machine et le traitement de signaux biomédicaux.*