

Dossier pour le prix de thèse IFRATH-KAELIS

Alban Duprès

Thèse soutenue le 1 décembre 2016 à Villeneuve d'Ascq
Equipe BCI, laboratoire CRISAL, Université Lille 1

Table des matières

0.1	Curriculum vitae	5
0.2	Résumé de la thèse intitulée “Interface cerveau-machine hybride pour pallier le handicap causé par la myopathie de Duchenne” . . .	9
0.3	Avis du directeur de thèse	13
0.4	Rapports de thèse	17
0.5	Rapport de soutenance	27
0.6	Articles acceptés à Handicap 2014 et 2016	29

0.1 Curriculum vitae

DUPRES Alban

✉ 141 chemin du bas Brieux - 14220 Les Moutiers en Cinglais

☎ 06 19 87 61 79

✉ alban.dupres@univ-lille1.fr

Nationalité : français

Naissance : 18-06-1989

FORMATION

- **Octobre 2013 - Décembre 2016**, Université Lille 1, laboratoire CRISAL (équipe BCI)

Doctorat en Automatique, Génie informatique, Traitement du Signal et des Images

Directeurs : François Cabestaing (PR section 61), José Rouillard (MCF section 27).

Jury : Valérie Louis-Dorr (PR section 61, rapporteur), Guy Bourhis (PR section 61, rapporteur), Franck Tarpin-Bernard (PR section 27, examinateur), Vincent Tiffreau (MCU-PH, examinateur).

Titre : Interface cerveau-machine hybride pour pallier le handicap causé par la myopathie de Duchenne.

Résumé : Ma thèse décrit une interface cerveau-machine (ICM) hybride, conçue spécifiquement pour des patients souffrant de myopathie de Duchenne. Notre ICM hybride exploite les signaux issus de capteurs électroencéphalographiques (EEG), électromyographiques (EMG), et de joysticks. Leur traitement nous permet de détecter un mouvement ou une intention de mouvement à différents niveaux de la commande motrice. Les signaux joysticks sont utilisés tant que le patient est capable de les activer, puis à mesure que la motricité se dégrade avec l'évolution de la maladie, l'ICM hybride prend en compte les signaux EMG et enfin les signaux EEG.

Nous avons développé une méthode originale de traitement des signaux EEG, qui permet à un expert humain de sélectionner les valeurs caractéristiques qui lui semblent les plus discriminantes. Les performances de cette méthode ont été évaluées sur une base de données qui sert de référence dans la communauté ICM, ainsi que sur des données que nous avons enregistrées sur des sujets sains. Notre ICM hybride permet le contrôle de trajectoire d'un mobile à partir de trois actions, correspondant à un mouvement ou une intention de mouvement de la main droite, de la main gauche, et des deux mains simultanément. Un degré de liberté supplémentaire peut être envisagé en intégrant la détection d'une intention de mouvement des pieds.

- **2011 - 2013**, Université de Rouen, Faculté des Sciences et Techniques

Master IBIOM (Ingénierie pour le BIOMédical)

- **2009 - 2011**, Université de Rouen, Faculté des Sciences et Techniques

Licence IBIOM (Ingénierie pour le BIOMédical)

- **2007 - 2009**, Université de Rouen, Faculté de médecine

Première année de médecine, admis au concours de médecine

EXPERIENCES PEDAGOGIQUES

- **Années universitaires 2014/2015 et 2015/2016**, Université Lille 1 :

DUT GMP première/deuxième année (92 heures) : TP d'EEA et bases de l'automatisme.

Licence SESI première année (16 heures) : cours-TD d'électricité.

RECHERCHE

- Publications dans le domaine du traitement des signaux physiologiques

- Conférences internationales** Duprès, A., Cabestaing, F., Rouillard, J. Supervision of time-frequency features selection in EEG signals by a human expert for brain-computer interfacing based on motor imagery. In the proceedings of SMC (9 - 12 October, 2016), Budapest. IEEE, p. 861-866, session spéciale VI (mardi 11 octobre, 9h30-11h00).
- Duprès, A., Cabestaing, F., Rouillard, J. Human expert supervised selection of time-frequency intervals in EEG signals for brain-computer interfacing. In the proceedings of EUSIPCO (29 Aug. - 2 Sept., 2016), Budapest. IEEE, p. 1733-1737.

- Publications dans le domaine de l'interaction homme-machine

- Conférences internationales** Rouillard, J., Duprès, A., Cabestaing, F., Bekaert, M. H., Piau, C., Coat, C., Vannobel, J.M., Lecocq, C. Relevant HCI for Hybrid BCI and Severely Impaired Patients. In *Foundations of Augmented Cognition* (pp. 313-323). 17e Conférence HCII (2-7 Août, 2015), Los Angeles.
- Rouillard, J., Duprès, A., Cabestaing, F., Leclercq, S., Bekaert, M. H., Piau, C., Vannobel, J.M., Lecocq, C. Hybrid BCI Coupling EEG and EMG for Severe Motor Disabilities. Volume 3, pages 29-36, Conférence AHFE (26-30 juillet, 2015), Las Vegas. Pages 29–36, Volume 3.
- Conférence nationale** Duprès, A., Rouillard, J., & Cabestaing, F. BCI hybride pour la palliation du handicap moteur sévère. In IHM'14 (28 - 31 Octobre, 2014), 26e Conférence francophone sur l'Interaction Homme-Machine (pp. 171-176). ACM, Lille.

- Publications dans le domaine du handicap

- Conférences nationales** Duprès, A., Cabestaing, F., & Rouillard, J. Sélection par un expert humain des intervalles temps-fréquence dans le signal EEG pour les interfaces cerveau-ordinateur. In 9e Conférence Handicap (8 - 10 Juin, 2016), Paris. Pages 45-50.
- Duprès, A., Cabestaing, F., & Rouillard, J. BCI exploitant les SSVEP : étude de la stabilité du classifieur dans le temps et des effets de l'apprentissage humain sur les performances de classification. In 8e Conférence Handicap (11 -13 Juin 2014), Paris. Pages 105-112.
- Revue (non indexée JCR)** Duprès, A., Cabestaing, F., & Rouillard, J. (2014). SSVEP-based BCIs: study of classifier stability over time and effects of human learning on classification accuracy. AMSE, Journal of the Association for the Advancement of Modelling and Simulation Techniques in Enterprises (Special edition HANDICAP). Volume 75, numero 2, pp 84-94.

- Autres activités

- Octobre 2013 Co-responsable d'une démonstration lors de la journée RIC (Recherche Innovation Création) à l'Université Lille 1.
- Novembre 2016 Co-responsable d'une démonstration lors de la journée "Rencontre INRIA industrie" à l'Imaginarium (Tourcoing).

0.2 Résumé de la thèse intitulée “Interface cerveau-machine hybride pour pallier le handicap causé par la myopathie de Duchenne”

La myopathie de Duchenne est une maladie génétique, caractérisée par une dégénérescence musculaire progressive. Les progrès de la médecine ont permis une amélioration de la prise en charge des patients, notamment grâce à la ventilation assistée. Ces progrès ont eu pour conséquence d'augmenter leur espérance de vie, dont la moyenne d'âge est actuellement d'environ 30 ans. De ce fait, on observe désormais pour ces patients une période d'incapacité motrice plus longue et plus handicapante.

Pour faire face à cette situation, les patients ont besoin d'aides techniques adaptées à leur motricité, pour continuer à interagir avec les applications utilisées quotidiennement (jeux vidéo, navigation internet, fauteuil roulant électrique). Différentes aides techniques ont été développées, comme les joysticks, les techniques de suivi du regard, et les interfaces cerveau-machine (ICM). Cette dernière approche permet à un utilisateur de contrôler une application, uniquement à partir de son activité cérébrale. Néanmoins, ces aides techniques présentent comme inconvénient de ne pas s'adapter à la dégénérescence de la motricité du patient. Lorsqu'il n'est plus capable de contrôler efficacement une aide technique, il doit envisager l'apprentissage d'une nouvelle.

Pour répondre à cet inconvénient, nous avons développé une interface cerveau-machine hybride qui détecte un mouvement (ou une intention de mouvement) des mains, droite et gauche, à différents niveaux de la commande motrice : cérébral, musculaire, distal. Notre ICM hybride exploite les signaux issus de capteurs électroencéphalographiques (EEG), électromyographiques (EMG), et de joysticks. Les signaux joysticks sont utilisés tant que le patient est capable de les activer, puis à mesure que la motricité se dégrade avec l'évolution de la maladie, l'ICM hybride prend en compte les signaux EMG et enfin les signaux EEG. De plus, nous souhaitons que notre ICM hybride permette de piloter différentes applications, en utilisant une unique technique d'interaction. Par conséquent, nous proposons que chaque application puisse être pilotée à partir du contrôle de trajectoire d'un mobile, réel ou virtuel selon l'application.

Dans une première partie de ma thèse, j'ai travaillé sur le développement d'une méthode originale de traitement des signaux EEG, pour détecter une intention de mouvement. Notre méthode permet à un expert humain de sélectionner les valeurs

caractéristiques, issues d'intervalles temps-fréquence, qui lui semblent les plus pertinentes pour discriminer différents mouvements. La sélection est réalisée à partir d'un ensemble de courbes, représentant le décours temporel de la puissance du signal EEG dans plusieurs bandes de fréquences. Les performances de notre méthode ont été évaluées sur une base de données qui sert de référence dans la communauté ICM, ainsi que sur des données que nous avons enregistrées sur des sujets sains. Les résultats ont été comparés à des méthodes récentes, qui sélectionnent automatiquement les valeurs caractéristiques les plus discriminantes. Cette évaluation a fait l'objet d'un article dans une conférence nationale (Handicap'2016) et de deux articles dans des conférences internationales (Eusipco 2016 et SMC 2016). Ces articles sont référencés plus en détail dans mon CV. Dans un cas à deux classes (main gauche versus main droite), notre méthode obtient de meilleures performances pour six sujets sur les neuf que contient cette base de données, comparés aux autres méthodes. L'un des principaux avantages de notre méthode concerne le contrôle de la parcimonie de l'espace des valeurs caractéristiques sélectionnées, de manière à éviter les effets du sur-apprentissage. De plus, l'introduction de connaissances neurophysiologiques dans le choix des valeurs caractéristiques permet de limiter la sélection d'artefacts.

Dans une seconde partie de ma thèse, nous nous sommes intéressés au contrôle de trajectoire d'un mobile, de manière à proposer une seule technique d'interaction pour piloter différentes applications à partir de notre ICM hybride. Le contrôle de trajectoire est défini à partir des signaux de contrôle $l(t)$ et $r(t)$ caractérisant respectivement un mouvement de la main gauche (l pour left) et de la main droite (r pour droite). Le contrôle de trajectoire développé permet de piloter une application avec seulement trois degrés de liberté : main gauche, main droite, et les deux mains simultanément. Enfin, un degré de liberté supplémentaire peut être envisagé en intégrant la détection d'une intention de mouvement des pieds, afin de proposer une commande non permise par le contrôle de trajectoire à trois degrés de liberté. Notre contrôle de trajectoire a été évalué, dans un premier temps chez dix sujets sains, lors du contrôle d'application de type jeux vidéo, développées au sein de l'équipe. Cette évaluation a fait l'objet de deux articles présentés dans des conférences internationales (HCII 2015 et AHFE 2015), dont les références sont

mentionnées dans mon CV.

Dans une troisième partie de ma thèse, j'ai réalisé des expérimentations en milieu clinique avec deux patients (hommes âgés de 20 et 28 ans) atteints de myopathie de Duchenne. Ces expérimentations, dont les résultats ne sont pas présentés dans le manuscrit de thèse parce qu'ils ont été obtenus tardivement, ont été réalisées dans le cadre d'une collaboration avec l'hôpital Swynghedauw (Lille) et le centre Hélène Borel (Lomme), qui accueille des patients. Les premiers résultats ont permis d'évaluer notre ICM hybride chez des patients, lors du contrôle des mêmes applications que les sujets sains. Les résultats sont encourageants dans la mesure où les performances pour deux sujets (temps, exprimé en secondes, pour réaliser un tour de circuit avec un kart virtuel) sont similaires aux performances moyennes observées chez des utilisateurs sains. De plus, ces expérimentations ont permis de recueillir des signaux EEG étiquetés, lorsque les patients réalisaient des mouvements des mains et des pieds. L'analyse des signaux, à partir de notre méthode, a permis de mettre en évidence des motifs neurophysiologiques caractéristiques des mouvements des pieds. Il est donc envisagé, en perspective, de permettre l'envoi d'une commande supplémentaire, en détectant un mouvement des pieds à partir des signaux EEG.

0.3 Avis du directeur de thèse

Pr. François Cabestaing,
Laboratoire CRISTAL, Université Lille 1
59650 Villeneuve-d'Ascq, FRANCE
email : francois.cabestaing@univ-lille1.fr
<http://bci-team.univ-lille1.fr/>

à:
qui de droit

Objet: Candidature d'Alban Duprès au prix de thèse IFRATH

C'est avec grand plaisir que j'écris cette lettre de recommandation pour Alban Duprès afin d'accompagner son dossier de candidature au prix de thèse IFRATH. Je ne reviendrai pas ici sur le contenu de son CV et de son manuscrit de thèse, lesquels attesteront de ses compétences scientifiques et techniques. Je souhaite simplement relater le cursus suivi par Alban et mettre l'accent sur quelques unes de ses qualités personnelles qui me semblent essentielles.

Alban a rejoint mon équipe au printemps 2013 pour réaliser son stage de recherche de M2. Il préparait le master IBIOM de l'Université de Rouen, qui est un cursus fortement multidisciplinaire formant aux différents volets de l'ingénierie biomédicale. Pour son stage, il a ciblé notre laboratoire car il souhaitait travailler spécifiquement dans le domaine des interfaces cerveau-ordinateur.

A cette époque, nous recherchions de bons candidats pour une thèse qui devait allier des aspects théoriques et des aspects expérimentaux. Plus précisément nous voulions développer une interface cerveau-ordinateur hybride visant à assister des patients souffrant d'une maladie dégénérative comme la myopathie de Duchenne. Nous recherchions donc un-e candidat-e qui saurait travailler d'une part dans un cadre académique, avec des connaissances solides en traitement de signal, d'autre part au contact de patients dans un cadre clinique ou écologique.

Alban, qui souhaitait continuer ses recherches dans le domaine des BCI, a candidaté et il a été retenu à la fin d'un processus de sélection incluant trois étapes (groupe thématique, puis laboratoire, puis école doctorale) parmi plus de dix candidats. Maintenant que son travail de thèse est terminé, après trois années passées dans mon équipe, je suis certain que nous avons alors fait le bon choix.

Durant la préparation de sa thèse, Alban a établi des relations professionnelles efficaces avec de nombreuses personnes, impliquées plus ou moins directement dans son projet de recherche : des praticiens hospitaliers et professionnels de santé (Dr. Vincent Tiffreau, Dr. Camille Derlcour, Stéphanie Leclercq), des ingénieurs (Christopher Coat, Pape-Moctar Fall) et d'autres étudiants en thèse ou stage de M2 (Charlotte Piau, Aurélien Duquesnoy, Thibault Maho, Céline Brice). Pour la formation des ces étudiants à l'utilisation des BCI, Alban était le « pilier » de notre équipe (n'y voyez pas d'allusion à sa passion pour la pratique du rugby !)

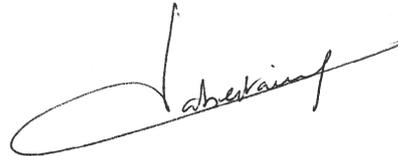
Il a participé à de nombreuses réunions scientifiques, soit pour présenter son travail ou pour

échanger des idées et des pratiques avec d'autres chercheurs ou cliniciens travaillant dans le domaine des BCI. Ses présentations orales étaient toujours parfaitement préparées et je n'ai reçu que des retours très positifs de la part des collègues qui ont participé aux mêmes réunions. Alban possède une excellente capacité à structurer et classer ses idées, et les documents qu'il rédige sont très clairs, ce qui fait que collaborer avec lui pour la rédaction d'articles a toujours été un plaisir.

Finalement, bien que son planning de travail ait souvent été très chargé pendant ces trois ans, je ne l'ai jamais vu remettre à plus tard une tâche importante ou être incapable d'ajuster ses priorités en vue de satisfaire une contrainte. C'est une personne très posée mais très efficace, avec qui il est très agréable de travailler.

Pour ces différentes raisons, qui je l'espère vous ont apporté quelques compléments sur des aspects qui ne sont pas présents dans les autres documents du dossier, je soutiens sans aucune réserve la candidature d'Alban Duprès au prix de thèse de l'IFRATH.

Fait à Villeneuve d'Ascq, le 11 janvier 2017

A handwritten signature in black ink, appearing to read 'Cabestaing', with a large, sweeping underline that loops back to the left.

François CABESTAING

0.4 Rapports de thèse

**Rapport de Guy Bourhis, professeur des universités,
sur le mémoire de thèse intitulé :**

**« *Interface cerveau-machine hybride pour pallier le handicap causé par la
myopathie de Duchenne* »**

présenté par Alban Duprès

**en vue de l'obtention du grade de docteur
de l'université de Lille 1, spécialité Automatique, Génie informatique,
Traitement du Signal et des Images**

Les travaux de recherche présentés dans ce mémoire de thèse ont été réalisés au laboratoire CRISAL (Centre de Recherche en Informatique, Signal et Automatique de Lille) sous la direction de François Cabestaing et José Rouillard. Ils portent sur la conception et l'expérimentation d'une interface cerveau-machine (ICM) hybride plus particulièrement destinée à des personnes atteintes de la myopathie de Duchenne.

Le mémoire est bien rédigé et bien construit. Il est composé d'une introduction générale, d'un chapitre état de l'art (ch.1), d'un chapitre portant sur le traitement du signal électroencéphalographique (EEG) (ch.2), d'un chapitre dédié au contrôle de l'ICM hybride (ch.3), d'un chapitre relatant l'évaluation de cette interface (ch.4), d'une partie conclusion et perspectives et de diverses annexes. L'auteur fait état de huit publications liées à la thèse : un article de journal, quatre communications en conférences internationales et trois en conférences nationales.

Introduction

En introduction l'auteur présente et justifie l'objectif principal de sa thèse, la conception d'une interface hybride pour des personnes atteintes d'une maladie évolutive particulière, la dystrophie musculaire de Duchenne. Le principe consiste à changer de capteur de communication humain-machine, ou d'en rajouter par fusion, pour s'adapter à la dégradation des capacités musculaires du sujet, tout en gardant la même interface de contrôle de l'aide technique. Les capteurs concernés sont des joysticks (un à chaque main), des capteurs de signaux électromyographiques (EMG) et une ICM. Cette proposition me paraît très pertinente tant d'un point de vue technique (apprentissage facilité de l'interface) que psychologique (meilleure acceptabilité de l'aide technique). Elle pourrait sans doute s'appliquer à d'autres maladies dégénératives comme par exemple la sclérose latérale amyotrophique.

Chapitre 1

Le premier chapitre est un état de l'art constitué de deux parties. Il est tout d'abord décrit les processus physiologiques permettant la réalisation d'un mouvement volontaire. Cette partie aurait pu être utilement complétée par quelques notions sur la dystrophie musculaire de Duchenne qui est l'objet applicatif central de la thèse (seules quelques lignes en introduction et en conclusion générales décrivent cette pathologie et ses conséquences fonctionnelles). Dans un second temps sont présentées les interfaces humain-machine exploitant les mouvements ou les intentions de mouvement de la main. L'auteur décrit tout d'abord de façon détaillée les ICM non-invasives (enregistrement de l'EEG sur la surface du scalp) qui seront utilisées dans ses travaux : acquisition des signaux, rythmes sensorimoteurs, filtrages spatial et fréquentiel, classification. Il poursuit par une description des signaux EMG et de leurs traitements et enfin par les capteurs intervenant au niveau distal.

Chapitre 2

Le deuxième chapitre porte sur la méthode de traitement des signaux EEG développée spécifiquement pour cette thèse. L'objectif est de détecter les motifs neurophysiologiques caractéristiques d'une intention de mouvement de la main. Partant du constat que la distribution fréquentielle et temporelle de ces motifs varie en fonction des sujets, l'auteur propose de faire intervenir un expert humain pour sélectionner les intervalles temps-fréquence les plus significatifs. Cette approche est originale et compatible avec l'objectif applicatif de la thèse. La méthode est expérimentée à partir d'un jeu de données EEG libre d'accès dans deux situations. Dans un problème à deux classes (mouvements imaginés des mains droite et gauche) les résultats sont comparés à deux méthodes utilisant des intervalles temps-fréquence fixes et à une autre calculant des bandes fréquentielles spécifiques à chaque utilisateur. Ils apparaissent probants, notamment dans les cas où les motifs neurophysiologiques sont bien marqués. Dans un problème à quatre classes (mouvements des mains droite et gauche, du pied et de la langue) la méthode est comparée à trois autres techniques utilisant des bandes de fréquences spécifiques au sujet. Les résultats sont cette fois un peu moins convaincants mais mettent en lumière l'intérêt principal de la méthode : un choix plus pertinent du point de vue neurophysiologique des intervalles temps-fréquence.

Chapitre 3

Le chapitre 3 traite de l'utilisation des signaux issus de l'interface hybride pour le contrôle d'un mobile sur un écran en 2D ou 3D. L'objectif à long terme est le pilotage d'un fauteuil roulant électrique (FRE). Quelle que soit la source d'information (EEG, EMG ou joysticks), on dispose de deux données binaires (droite-gauche) donc de quatre commandes possibles qui sont ensuite filtrées par une fonction de transfert du premier ordre. Divers logiciels 3D (ou 2D quand ils sont utilisés en vue du dessus) sont proposés pour expérimenter ces commandes.

On peut noter quelques manques ou faiblesses dans la justification des objectifs. Tout d'abord le pilotage d'un FRE pour des personnes myopathes ne pouvant plus le contrôler à l'aide d'un seul joystick n'est peut-être pas le plus urgent. L'accès à l'ordinateur ou à un environnement domotisé serait sans doute à envisager prioritairement. Une analyse des besoins auprès des utilisateurs potentiels et/ou de leurs aidants aurait pu clarifier ceci. D'autre part, comme le souligne justement l'auteur, la conduite d'un FRE, mobile non-holonome, nécessite a minima une marche arrière. Avec ce type d'interface humain-machine, des primitives intelligentes de navigation seront également utiles voire indispensables. Pour réaliser la marche arrière il est proposé une classe supplémentaire dans l'ICM à partir d'un mouvement imaginé du pied mais, de façon surprenante, sans prévoir l'équivalent avec les commandes distales et EMG. Par ailleurs, si on reste dans l'optique du contrôle d'un FRE, on ne comprend pas bien

pourquoi dans les applications 3D développées le mobile est un avatar humain, une voiture ou un kart mais pas un fauteuil.

La logique qui sous-tend à la conception des environnements expérimentaux n'est pas non plus toujours bien exprimée ou justifiée. Par exemple l'intérêt du 3D (aspect ludique) par rapport au 2D n'est qu'évoqué en fin de chapitre. Ou encore à quelle question cherche-t-on à répondre en proposant deux niveaux de difficulté dans l'application labyrinthe ? Enfin, dans quel objectif avoir défini deux modes de contrôle différents « guidon de vélo » et « char d'assaut » ?

Chapitre 4

Le chapitre 4 porte sur l'évaluation de l'interface hybride. Il est tout d'abord présenté une expérimentation portant sur le guidage d'un avatar humain dans un labyrinthe à l'aide d'un joystick en vue immersive (3D) puis en vue aérienne (2D). Le panel comportait 9 sujets sains. Les résultats obtenus valident le bon fonctionnement de la méthode de contrôle de trajectoire et ne montrent pas de différence significative entre les vues 2D et 3D. Une deuxième expérimentation porte cette fois sur un second panel de 10 sujets sains et utilise l'application « karting » (guidage d'un mobile sur un circuit avec vue 3D). Une première séance fait appel aux joysticks, une seconde aux capteurs EMG. Aucune différence significative n'est trouvée entre les performances obtenues avec ces deux types de commande. On peut regretter ici, et également pour la comparaison 2D/3D précédente, qu'il n'y ait pas eu de phase d'apprentissage préalable, ce que souligne d'ailleurs l'auteur comme étant un biais possible dans les résultats. Ceci est d'autant plus vrai que certains sujets mais pas tous (5 sur 10) sont communs aux deux panels. D'autre part la fiabilité des conclusions aurait pu être améliorée en augmentant le nombre d'essais par sujet.

Lors de la deuxième expérimentation des signaux EEG ont également été enregistrés pour être traités hors-ligne : signaux reflétant les mouvements de mains lors de l'application « karting » et signaux du mouvements des pieds indépendamment de cette application. Des mesures de performance ont été établies dans chaque séance et en « inter-séances » (utilisation dans une séance d'intervalles temps-fréquences sélectionnés dans la séance précédente). Les résultats de la classification sont globalement encourageants dans la mesure où, à l'exception du cas binaire (mouvements de pied) en inter-séances, ils dépassent largement le niveau chance. Une méthode d'ICM à base de mouvements imaginés, comme le rappelle justement l'auteur, nécessite en effet un entraînement poussé de la part des sujets pour améliorer les performances, ce qui ne faisait pas partie des objectifs de la thèse.

Conclusion et perspectives

L'auteur conclut le mémoire en rappelant tout d'abord les objectifs de la thèse et les résultats obtenus. Des perspectives sont ensuite proposées. A court terme il est prévu des expérimentations sur des sujets atteints de la myopathie de Duchenne. Cette étape est effectivement indispensable pour valider les travaux. A plus long terme il est envisagé de poursuivre les travaux en réalisant une véritable fusion entre les trois sources d'information étudiées (EEG, EMG et joysticks). Cette perspective est intéressante dans la mesure où elle va permettre de prendre en compte la dégradation des capacités motrices d'une personne au cours d'une même journée du fait de la fatigue. Elle pourrait également se révéler être une méthode naturelle d'apprentissage du contrôle des rythmes sensorimoteurs. Cet aspect de l'interface hybride mérite effectivement d'être étudié de manière approfondie.

Appréciation globale

Les objectifs de la thèse sont originaux et pertinents. Les apports scientifiques les plus conséquents portent sur la définition et l'expérimentation d'une nouvelle méthode de

traitement des signaux EEG pour la conception d'une ICM. Les résultats sont encourageants et devront être validés par un apprentissage plus poussé des sujets et par les évaluations en cours sur des personnes atteintes de la myopathie de Duchenne. Les expérimentations de l'interface EMG/joysticks auraient pu être améliorées d'un point de vue méthodologique, plus d'essais et un apprentissage préalable notamment. Les applications logicielles proposées ainsi que l'interface de contrôle auraient gagné à mieux se centrer sur l'application finale envisagée, la commande d'un FRE. Enfin les perspectives que laissent entrevoir ces travaux sont tout-à-fait intéressantes.

Avis sur la soutenance

Les quelques remarques ou critiques qui émaillent ce rapport n'enlèvent rien au fait que le travail accompli par Mr Alban Duprès est conséquent et d'un bon niveau tant dans la démarche scientifique que dans l'interprétation des résultats obtenus. Je donne donc un avis favorable à la soutenance publique de cette thèse en vue de l'obtention du grade de Docteur de l'Université de Lille1.

Fait à Metz le 7 novembre 2016,



Guy BOURHIS
Responsable équipe
EPSAP/LCOMS

Rapport sur le mémoire de thèse

D'Alban Duprès

La thèse est intitulée

INTERFACE CERVEAU-MACHINE HYBRIDE POUR PALLIER LE HANDICAP CAUSÉ PAR LA MYOPATHIE DE DUCHENNE

en vue de l'obtention du grade de Docteur de l'Université de Lille 1 Science & Technologie

Ecole Doctorale SPI 072 (Lille I, Lille III, Artois, ULCO, UVHC, EC Lille)

La thèse a été préparée dans le laboratoire CRISTAL UMR 9189 sous la direction de

François CABESTAING & José ROUILLARD

Les travaux de recherche présentés par Alban Duprès s'inscrivent dans le cadre d'un projet de recherche du laboratoire CRISTAL de l'université Lille1, sur le thème de la palliation du handicap moteur chez des patients souffrant de myopathie de Duchenne par les interfaces cerveau-machine Hybrides (ICMH). Dans le cadre de ce travail, il est proposé d'extraire les informations de contrôle de mouvements à différents niveaux de la commande motrice : processus cérébral, contraction musculaire, déplacement distal. L'objectif à long terme est de concevoir une interface cerveau machine reconfigurable en s'adaptant à la progression de la maladie et donc du degré de handicap. Les objectifs de ces travaux de thèse sont d'évaluer les performances de contrôle-commande de trajectoire d'un mobile dans un environnement virtuel 2D et 3D à l'aide d'une ICMH.

Le mémoire de 121 pages est scindé en quatre chapitres.

Le premier chapitre concerne le positionnement bibliographique des travaux avec dans un premier temps des rappels physiologiques sur le fonctionnement de la commande motrice volontaire qui va de la planification du mouvement jusqu'à son exécution. Puis sont abordées ensuite les principales fonctions et méthodes des ICM et de leurs contraintes ainsi que les méthodes de traitement des signaux associés aux différentes mesures de la commande motrice.

Le second chapitre est consacré au traitement des signaux EEG dans le cadre de la commande d'un mouvement de la main et plus précisément la détection d'événements discriminants de type ERD/ERS pour Event-related desynchronization (ERD) Event-related synchronization (ERS). Pour s'affranchir de la variabilité inter individus, l'originalité de la méthode présentée ici est de faire sélectionner par un expert lors de la phase d'apprentissage les pavés temps fréquences les plus discriminants et ce pour chaque individu à partir d'un ensemble d'essais moyennés de la tâche motrice à détecter versus les autres tâches motrices selon une stratégie "un contre tous". Dans l'objectif d'une représentation parcimonieuse, l'expert a pour consigne d'extraire au maximum les deux pavés temps fréquence les plus spécifiques. Puis dans un second temps, ce sont des critères quantitatifs qui sont pris en compte puisque ce sont les indices de performances et de parcimonies qui définissent in fine les intervalles temps fréquences retenus. Enfin une troisième étape optimise la procédure de reconnaissance de forme et donc d'extraction de caractéristiques puisque le filtrage

spatial de type CSP est configuré également en fonction des indices de performances de la procédure de classification linéaire (LDA). La méthode présente de bonnes performances en termes de taux moyen de bonne classification. Elle est évaluée pour deux classes sur un jeu de données de compétition public puis sur 4 classes et dans les deux cas les performances de la méthode sont confrontées à trois autres méthodes de la littérature

Commentaires : Cette étape méthodologique est bien décrite du point de vue fonctionnel et les choix qui sont faits sont bien argumentés. Monsieur Duprès confronte les performances de sa méthode à d'autres algorithmes qui pour certains ont été très récemment publiés. L'auteur choisit la variance des signaux EEG comme premier transformation or au regard de l'état de l'art ce choix aurait pu être discuté et argumenté dans le manuscrit On peut regretter ici que Monsieur Duprès ne détaille pas précisément la population initiale des essais en intra individu : leur nombre, leur variance par rapport à la moyenne etc... Cette discussion aurait permis d'une part de discuter de la stationnarité ou non du processus ou plus exactement du processus et des perturbations mais également de valider l'hypothèse de départ c'est-à-dire que les caractéristiques temps fréquences sont très individus dépendants. D'autre part l'auteur affirme que les méthodes de sélection automatique sont plus sujettes au surapprentissage, obtenant de meilleures performances sur une session unique sans garantir la stabilité des valeurs caractéristiques dans le temps : ce qui est probablement vrai. Mais doivent-elles l'être vraiment ? Autrement dit les sources physiologiques de commandes sont-elles toujours déterministes au sens strict? Cette question est bien évidemment provocatrice !

Le troisième chapitre intitulé Contrôle de l'Interface Cerveau-Machine Hybride comprend deux parties. La première partie concerne la détermination des signaux de commandes pour le contrôle de trajectoire d'un mobile dans une application de réalité virtuelle à partir des signaux générés lors d'un mouvement de la main par les processus cérébraux et obtenus par l'EEG, musculaires mesurés par l'EMG sur une voix unique bipolaire, et distaux déterminés par le déplacement de joysticks 2D modifiés de type curseur. Le vecteur de commande est d'ordre deux car le contrôle de trajectoire est établi pour un mobile de type unicycle ce qui correspond au fonctionnement de mobiles actionnés par la commande de leurs deux roues indépendantes l'une de l'autre. Il est précisé qu'un filtre passe bas est calibré et inséré dans la commande pour amortir les variations dues à des mouvements trop rapides et saccadés des utilisateurs handicapés. La seconde partie est consacrée aux applications de contrôle de déplacement du mobile dans des environnements virtuels 3D et 2D : véhicule dans un espace libre sans contrainte de trajectoire puis sur un circuit puis un personnage dans un environnement très contraint par un labyrinthe

Commentaires : La partie multi-applications est bien justifiée elle permet de valider un certain nombre d'aspects de la chaîne complète de traitement des capteurs à la navigation dans l'espace virtuelle ainsi que l'apprentissage de l'utilisateur. En ce qui concerne le traitement de l'EMG Monsieur Duprès aurait pu justifier davantage certains choix (bande fréquentielle...) même si il est précisé que la méthode est inspirée des travaux de Zecca et al (2002) Cela est annoncé dès le début du chapitre, la fusion de données ne fait pas l'objet de cette étude, mais par curiosité scientifique il aurait été intéressant de représenter l'ensemble des signaux et des commandes issus des 3 types de mesures dans le même repère temporel et de mettre en évidence ou non selon la résolution temporelle des systèmes les retards de phase des différentes commandes.

Le quatrième et dernier chapitre est consacré à l'évaluation expérimentale. La première partie évalue les performances au travers de résultats quantitatifs et qualitatifs, le contrôle de trajectoire de l'ICMH pour 9 sujets sains à partir des joysticks uniquement : ce qui correspond à la méthode de référence. Pour le déplacement au sein d'un labyrinthe l'utilisateur bénéficie d'une vue immersive puis d'une vue aérienne, le temps de parcours est un des critères de performance. Cette partie n'a d'autre but que d'évaluer l'aptitude des candidats à mouvoir le mobile dans le labyrinthe en fonction de deux visualisations possibles de l'environnement virtuel dans lequel il se trouve. La seconde étude permet de comparer les performances du contrôle d'un karting pour 10 participants sains par dans un premiers temps des commandes propres aux joysticks puis dans un second temps des commandes déduites des signaux EMG en aveugle pour l'utilisateur. Les signaux EEG sont analysés hors-ligne. Les performances en termes de temps de parcours moyen pour l'ensemble de la population montrent entre autres que le temps de parcours contrôlé par l'EMG qui constitue la seconde séance est légèrement inférieur pour la commande à joysticks de la première séance. Ce qui montre que l'EMG monodimensionnel bipolaire peut palier à la commande générée par joysticks. Concernant les commandes déterminées des EEG traités en post traitement le critère d'évaluation est alors le taux de bonne classification des événements après classification linéaire par séance 1 ou séance 2 et en inter séances puisqu'elles ne sont pas utilisées pour contrôler le mobile. Si les résultats montrent une stabilité des performances entre les deux séances, ils restent majoritairement assez faibles dans l'objectif de contrôle commande (en moyenne inférieurs à 0,7) et dans ce contexte de mouvement de la main gauche, droite ou des deux simultanément sans apprentissage et feedback des utilisateurs. Par contre dans le cas d'un mouvement du pied les performances en termes de taux de classification deviennent intéressantes mais uniquement pour deux classes d'évènements

Commentaires Les signaux EEG sont analysés hors-ligne : cette partie est un peu compliquée à comprendre étant donné que les problèmes dus aux temps de réponses des méthodes et des systèmes ne sont pas explicitement abordés dans le manuscrit alors que dans l'objectif d'une application temps réel le temps devient une contrainte cruciale. De plus, on contraint les utilisateurs à un contrôle de joysticks non naturel pour un usager sain ce qui probablement induit des modifications des sources cérébrales ou plus exactement des réseaux neuronaux excités. Rétrospectivement il aurait été intéressant d'analyser si l'espace des caractéristiques est à remettre en cause et comment le faire mais pour cela il aurait fallu plus de temps ce qui fait partie des perspectives de ce travail !!!

Publications

Conférences nationales

Duprès, A., Cabestaing, F., & Rouillard, J. (2014, 11 -13 June). BCI exploitant les SSVEP : étude de la stabilité du classifieur dans le temps et des effets de l'apprentissage humain sur les performances de classification. In 8e conférence Handicap 2014, Paris.

Duprès, A., Rouillard, J., & Cabestaing, F. (2014, October). Hybrid BCI for palliation of severe motor disability. In Proceedings of the 26th Conference on l'Interaction Homme-Machine (pp. 171-176). ACM, Lille.

Duprès, A., Cabestaing, F., & Rouillard, J. (2016, June). Sélection par un expert humain des intervalles temps-fréquence dans le signal EEG pour les interfacescerveau-ordinateur. In 9e Conférence Handicap (Handicap 2016) (pp. 45-50).

Conférences internationales

Rouillard, J., Duprès, A., Cabestaing, F., Leclercq, S., Bekaert, M. H., Piau, C., ... & Lecocq, C. (2015). Hybrid BCI Coupling EEG and EMG for Severe Motor Disabilities. *Procedia Manufacturing*, volume 3, pages 29-36, conférence AHFE (26-30juillet), Las Vegas.

Rouillard, J., Duprès, A., Cabestaing, F., Bekaert, M. H., Piau, C., Coat, C., ... & Lecocq, C. (2015). Relevant HCI for Hybrid BCI and Severely Impaired Patients. In *Foundations of Augmented Cognition* (pp. 313-323). Springer International Publishing, 17e conférence HCII (2-7 Août), Los Angeles.

Duprès, A., Cabestaing, F., Rouillard, J. (2016, August). Human expert supervised selection of time-frequency intervals in EEG signals for brain-computer interfacing. In the proceedings of EUSIPCO 2016, Budapest.

Duprès, A., Cabestaing, F., Rouillard, J. (2016, October). Supervision of time frequency features selection in EEG signals by a human expert for brain-computer interfacing based on motor imagery. In the proceedings of SMC 2016, Budapest.

Journal

Duprès, A., Cabestaing, F., & Rouillard, J. (2014). SSVEP-based BCIs : study of classifier stability over time and effects of human learning on classification accuracy. *AMSE, Journal of the Association for the Advancement of Modelling and Simulation Techniques in Enterprises (Special edition HANDICAP)*.

Conclusion

Alban Duprès s'est confronté au cours de ses travaux à un sujet complexe qui dans la littérature fait référence à des travaux fondamentaux, méthodologiques et également technologiques. Il a souhaité aborder le système dans son intégralité des capteurs aux traitements des signaux électrophysiologiques à la procédure de contrôle - commande en passant par la classification linéaire des événements et l'intégration numérique. Cette dernière étape est passée relativement sous silence dans le manuscrit et apparaît partiellement en annexe alors qu'elle peut être complexe et chronophage. Le spectre de connaissances sur lequel s'appuie Alban Duprès pour contribuer à la conception de cette ICM hybride est nécessairement large et comme le soulignent les perspectives il reste du chemin à parcourir

Pour toutes ces raisons et à la lecture du manuscrit, je donne un avis favorable à la soutenance de thèse d'Alban Duprès en vue d'obtenir le diplôme de Doctorat de l'université de Lille1, sciences et technologies



Professeur Valérie Louis Dorr

0.5 Rapport de soutenance

Rapport de soutenance de thèse

Nom et prénom : Mr DUPRES ALBAN

Titre de la thèse :
INTERFACE CERVEAU-MACHINE HYBRIDE
POUR PALLIER LE HANDICAP CAUSÉ PAR LA MYOPATHIE DE DUCHENNE

Discipline : Autom., Génie info. Trait. signal et Images
Date de soutenance : 01/12/2016

Monsieur Alban Duprès a soutenu sa thèse, intitulée « Interface cerveau-machine hybride pour pallier le handicap causé par la myopathie de Duchenne », le jeudi 1^{er} décembre 2016 à 11h.

Le candidat a présenté de façon très claire et illustrée les principaux résultats de ses travaux de thèse.

Il a su mener un travail exploratoire très riche avec de nombreuses expérimentations en allant jusqu'à l'évaluation en milieu médical réel.

Le jury a apprécié la dimension pluridisciplinaire au croisement des domaines du traitement du signal et de l'interaction homme-machine.

Il a répondu avec clarté aux nombreuses questions du jury et défendu avec conviction ses choix expérimentaux.

En conclusion et pour les raisons qui ont été exposées, le jury unanime considère que Monsieur Alban Duprès est digne du grade de Docteur de l'Université Lille 1, Sciences et Technologies, dans la spécialité « Automatique, Génie informatique, Traitement du Signal et des Images », avec la mention « Très Honorable ».

Mention :

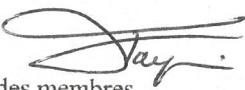
Honorable

Très Honorable

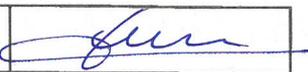
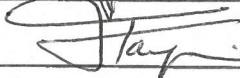
L'USTL n'attribue plus de mention "Très Honorable avec les Félicitations" (par décision du Conseil Scientifique du 15 juin 2007)

Nombre de pages du rapport :

Jury :

Président :  F. TARPIN-BERNARD

Signatures des membres

LOUIS-DORR Valerie	
BOURHIS Guy	
TIFFREAU Vincent	
TARPIN-BERNARD Franck	

DIRECTEUR :	
ROUILLARD Jose	
DIRECTEUR :	
CABESTAING François	

0.6 Articles acceptés à Handicap 2014 et 2016

BCI exploitant les SSVEP : étude de la stabilité du classifieur dans le temps et des effets de l'apprentissage humain sur les performances de classification

Alban Duprès
Université de Lille1
alban.dupres@univ-lille1.fr

François Cabestaing
Université de Lille1
francois.cabestaing@univ-lille1.fr

José Rouillard
Université de Lille1
jose.rouillard@univ-lille1.fr

Résumé—Les interfaces cerveau-ordinateur (ou BCI pour Brain-Computer Interfaces) exploitant les potentiels évoqués visuels stables (ou SSVEP pour Steady-State Visual Evoked Potentials) permettent le contrôle d'une application par l'intermédiaire de stimuli visuels clignotant à différentes fréquences. Cette modalité d'interaction pourrait permettre à des personnes souffrant d'un handicap moteur sévère d'améliorer leur qualité de vie en regagnant une autonomie partielle. D'après les travaux relatés dans la littérature, chaque session d'utilisation d'une BCI-SSVEP intègre une phase de calibrage visant notamment à régler les paramètres d'un classifieur. Notre objectif est d'évaluer si les mêmes paramètres peuvent être utilisés pendant plusieurs sessions, ce qui éviterait d'introduire systématiquement une phase de calibrage, très contraignante pour l'utilisateur. Pour ce faire, nous analysons la stabilité dans le temps des résultats de classification. D'autre part, les données acquises sont mises à profit pour étudier dans une seconde étude les effets de l'apprentissage humain sur les performances de l'interface et de confirmer ou non l'état de l'art à ce sujet. D'après la littérature, les BCI-SSVEP fonctionnent correctement dès la première utilisation et leurs performances ne s'améliorent pas avec l'expérience de l'utilisateur.

Mots clés—Interface cerveau-ordinateur (SSVEP); apprentissage; évaluation; classifieur.

I. INTRODUCTION

Une BCI est un système permettant une communication directe entre une machine (bras robotisé, fauteuil roulant) ou un ordinateur et le cerveau d'un utilisateur, sans passer par l'intermédiaire des nerfs ou muscles périphériques. Ce type d'interface peut s'avérer utile pour des patients handicapés par une maladie dégénérative (myopathie de Duchenne, sclérose latérale amyotrophique) ou une lésion haute de la moelle épinière, en leur permettant de retrouver une autonomie partielle et d'améliorer leur qualité de vie.

D'autres technologies éprouvées ont précédé les BCI dans ce domaine : suivi du regard [1] ou de la tête [2], interface exploitant l'électromyographie [3] ou l'électro-oculographie [4], boule de commande (ou trackball) [5], joystick, contacteurs, système de reconnaissance de voix [6]. Les travaux relatés dans la littérature semblent indiquer que ces techniques permettent pour l'instant un contrôle plus fiable et plus rapide

que l'approche BCI [7], [8].

Il serait logique de privilégier ces techniques dans le cadre de la palliation du handicap au détriment des BCI. Néanmoins, les techniques précédemment mentionnées présentent chez des patients très lourdement handicapés un certain nombre de limites auxquelles les BCI ne sont pas confrontées. La principale réside dans la nécessité de disposer d'une activité musculaire résiduelle, même minimale. Or certaines personnes souffrant d'un syndrome d'enfermement (ou LIS pour Locked-In-Syndrom) sont incapables d'interagir avec un ordinateur ou une machine par le biais de ces techniques. De plus, même pour certains patients capables d'utiliser des dispositifs usuels d'assistance, une BCI peut présenter des avantages dans certaines applications. Par exemple, le pilotage d'un fauteuil roulant est plus intuitif et mieux adapté avec une BCI exploitant l'imagination motrice [9], qu'avec un système de suivi du regard.

Pour des personnes totalement paralysées, mais dont les capacités cognitives sont intactes, les BCI sont le seul moyen de communication avec leur environnement. C'est pourquoi elles ont leur place dans le cadre de l'assistance du handicap moteur sévère et ne doivent pas être négligées lors de la prise en charge de patients lourdement handicapés.

Une interface cerveau-ordinateur intègre six étapes fonctionnelles (voir figure 1) :

- 1) *mesure de l'activité cérébrale*. Des systèmes d'acquisition, plus ou moins invasifs, sont disponibles : électroencéphalographie (EEG), électrocorticographie [10], interface neuronale directe [11], magnéto-encéphalographie. Pour notre étude, nous utilisons l'électroencéphalographie de surface, où les signaux cérébraux sont enregistrés par des électrodes placées sur le scalp.
- 2) *pré-traitement des signaux*. Cette étape vise à éliminer le bruit contenu dans les signaux, lequel peut provenir du réseau électrique (50 Hz), de l'activité musculaire ou oculaire et de l'activité cérébrale de fond (rythme α) dont la fréquence couvre celle des indices électrophysiologiques. Cette étape est indispensable pour mettre en évidence les motifs électrophysiologiques

liés à une tâche mentale particulière.

- 3) *extraction de caractéristiques*, qui consiste à transformer les signaux filtrés en vecteurs de caractéristiques. Ces derniers contiennent des valeurs pertinentes pour la classification des signaux. Par exemple, on peut définir la puissance du signal pour une fréquence particulière comme valeur caractéristique.
- 4) *classification*, qui détermine la classe à laquelle appartient l'état mental mesuré au travers du signal en fonction des valeurs du vecteur de caractéristiques. L'étape de classification peut s'effectuer en temps-réel pour une application mais également hors-ligne pour tester les performances de différents classificateurs.
- 5) *commande de l'ordinateur*, qui s'effectue lorsque le système a identifié grâce à l'étape de classification la tâche mentale réalisée par le sujet, comme par exemple imaginer un mouvement des pieds. Chaque tâche mentale est associée à une commande spécifique.
- 6) *retour perceptif (ou feedback)*, qui permet enfin à l'utilisateur de savoir comment le système a interprété son état mental.

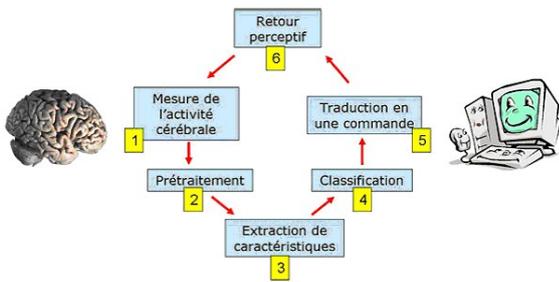


FIGURE 1: Les six étapes impliquées dans le fonctionnement d'une BCI (source [12]).

On parle d'interface asynchrone lorsque les motifs électrophysiologiques sont générés par l'utilisateur lui-même ou synchrone lorsqu'ils sont provoqués par une stimulation externe. Les BCI asynchrones fonctionnent selon deux modes : l'imagination motrice (ou IM) et les potentiels corticaux lents (ou SCP pour Slow Cortical Potentials). Les BCI synchrones exploitent deux types de motifs cérébraux : les potentiels évoqués stables (SSVEP) et transitoires (P300). [13] présente une description détaillée des BCI et de leurs différents paradigmes. Dans la suite de notre étude nous nous focaliserons sur les BCI basées sur les SSVEP.

Le SSVEP est un signal qui apparaît au niveau du cortex occipital en réponse à une stimulation visuelle répétitive. Le lobe occipital est le centre d'intégration de l'information visuelle. Ce type de signal a comme propriété d'osciller à la même fréquence que celle de la stimulation, de telle sorte que l'on peut identifier le stimulus que l'utilisateur a observé et ainsi déclencher la commande associée.

L'utilisation d'une BCI-SSVEP nécessite une première phase dite de calibrage pour ajuster le classifieur aux

spécificités de chaque utilisateur. La phase de calibrage requiert une concentration importante de la part de l'utilisateur afin d'obtenir un classifieur robuste et de maximiser les performances du système. De plus, cette phase de calibrage est renouvelée à chaque utilisation. Cela a pour conséquence une fatigue supplémentaire, un ennui et une perte de temps pour l'utilisateur. A notre connaissance aucun article ne semble avoir abordé ce problème de redondance de la phase de calibrage. C'est pourquoi nous allons étudier la stabilité du classifieur dans le temps. L'objectif de la première partie de l'article est d'évaluer si les coefficients d'un classifieur spécifiquement appris pour une personne peuvent être réutilisés par cette même personne plusieurs jours après leur calcul, en vue de réduire le nombre de phases de calibrage et ainsi de limiter les inconvénients liés à cette étape.

D'autre part, d'après la littérature, les BCI de type SSVEP fonctionnent correctement dès la première utilisation [14], [15]. Aucune amélioration des performances ne semble être observée avec l'expérience de l'utilisateur, contrairement à d'autres paradigmes tels l'imagination motrice [16] (IM) ou les potentiels corticaux lents [17] (ou SCP pour Slow Cortical Potentials) pour lesquels plusieurs semaines voire plusieurs mois sont nécessaires pour contrôler de manière fiable une application. C'est pourquoi, profitant des données recueillies pour répondre à la première problématique, nous étudierons les effets de l'apprentissage humain sur les performances d'une BCI-SSVEP afin de confirmer ou non l'état de l'art.

Enfin, nous cherchons à évaluer, sur des données recueillies sur des personnes valides, si les BCI-SSVEP peuvent être pertinentes pour la palliation du handicap. L'objectif est de tester si le SSVEP pourrait concurrencer les autres paradigmes de BCI, sachant que l'utilité, dans le cadre de l'assistance aux personnes handicapées, de l'IM comme du P300 a déjà été démontrée dans [18] et [19].

II. ACQUISITION DES DONNÉES ET PROTOCOLE EXPERIMENTAL

L'expérience a été réalisée par seize sujets sains (12 hommes et 4 femmes) âgés de 20 à 52 ans. Le consentement éclairé des sujets a été recueilli oralement. De plus, ils ont été informés au préalable du contenu de l'expérience et de la possibilité d'arrêter la session à tout moment. Deux participants (sujets 9 et 12) avaient déjà utilisé une interface cerveau-ordinateur de type SSVEP avant cette expérience. Sept sujets ont une vision normale et les neuf autres possèdent un dispositif de correction de la vue. Les participants sont installés confortablement dans un fauteuil pour qu'ils soient le plus relâché possible et pour limiter les artefacts musculaires. Il leur a également été demandé d'éviter de cligner des yeux pendant l'expérience pour ne pas enregistrer d'artefacts oculaires. On fixe la distance personne/écran à 70 cm et la luminosité de la pièce est diminuée pour amplifier le signal SSVEP. En effet, nos premières tentatives en plein jour n'ont pas permis de générer un SSVEP suffisamment ample pour contrôler le système de manière fiable.

On installe sur la tête de chaque sujet un bonnet à électrodes (GAMMAcap, g.tec), de telle sorte que les électrodes Ag/AgCl soient positionnées selon le système international 10/20 [20]. Quatre canaux monopolaires sont enregistrés au niveau du lobe occipital : O_z , O_1 , O_2 et PO_z , avec comme référence une électrode placée sur le lobe de l'oreille droite et comme masse une électrode frontale. Un gel est appliqué entre la peau et les électrodes pour augmenter la conduction du signal électrique. Les signaux sont amplifiés, filtrés entre 0.1 et 100 Hz — le 50 Hz étant éliminé pour supprimer les artefacts liés au réseau électrique — puis échantillonnés à 512 Hz.

Le système d'enregistrement est composé d'un amplificateur de signaux physiologiques 16 canaux (g.USBamp, g.tec) et d'un ordinateur portable Dell utilisant le système d'exploitation Windows XP. Un écran différent de celui de l'ordinateur d'acquisition est utilisé pour afficher les stimuli. L'ensemble des interfaces graphiques présentées dans cet article sont gérées par le logiciel OpenViBE¹, qui permet également de contrôler en temps réel l'acquisition du signal, le traitement du signal et l'envoi de commandes pour le contrôle de l'application. La figure 2 présente la salle d'expérimentation et l'installation du matériel nécessaire à la mise en place d'une BCI, utilisés lors de nos expériences.

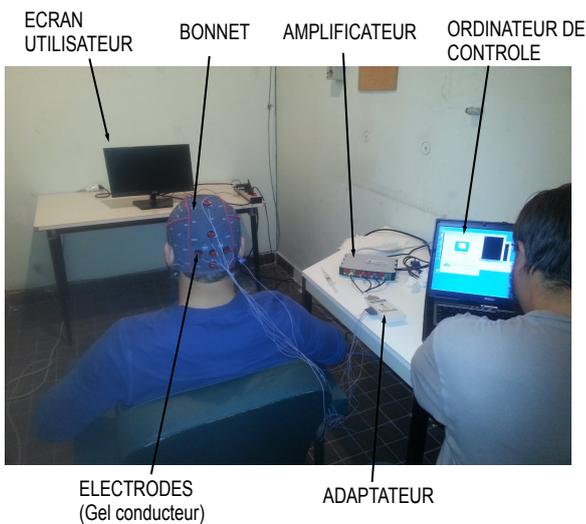


FIGURE 2: Mise en place d'une BCI.

Chaque sujet a réalisé trois sessions sur dix jours, de telle sorte que la seconde et la troisième session soient menées respectivement deux et dix jours après la première, comme le montre le tableau I. La première session est constituée d'une phase de calibration suivie d'une phase, dite en ligne, durant laquelle le sujet contrôle une application ludique. Les sessions 2 et 3 sont composées de trois phases : une première phase en ligne utilisant le classifieur calculé lors de la première session puis une phase de calibration suivi d'une seconde phase en ligne avec le classifieur nouvellement appris. La durée de

chaque session varie de 30 à 45 minutes en fonction du temps nécessaire à l'utilisateur pour finir l'application.

Session 1 (Jour 0)	Session 2 (Jour 2)	Session 3 (Jour 10)
$C_1 A_1$	$A'_1 C_2 A_2$	$A''_1 C_3 A_3$

Tableau I: Contenu de chaque session. Les Lettres C et A signifient respectivement calibration et Application. A'_1 et A''_1 correspondent respectivement à l'application en ligne réalisée lors des sessions 2 et 3 avec le classifieur calculé lors de la première session.

La phase de calibration permet de calculer les coefficients du classifieur utilisés lors de l'interaction, en temps-réel, avec l'application (phase en ligne). Les données enregistrées pendant cette phase sont également utilisées pour évaluer les performances hors-ligne du classifieur. On parle de performances hors-ligne lorsque le classifieur est testé sur des données pré-enregistrées et non pas sur des données acquises en temps-réel. Pour l'étape de calibration quatre cibles sont présentées à l'écran. Trois d'entre elles clignotent à une fréquence constante tandis que la dernière cible reste figée, comme le montre la figure 3. Les fréquences de stimulation des cibles sont 6, 10 et 15 Hz. Ces fréquences ont été sélectionnées de telle sorte que chacune d'entre elles soit un sous-multiple de 60 Hz, ce qui correspond à la fréquence de rafraîchissement de l'écran. Les cibles sont de couleur blanche sur fond noir afin d'accroître le contraste. Ceci permet de stimuler davantage la rétine de l'utilisateur et donc d'augmenter l'amplitude du SSVEP. On demande aux participants de focaliser leur attention visuelle sur les cibles indiquées par une flèche jaune. Chaque essai dure 7 secondes et un temps de repos de 4 secondes est observé entre chaque essai. Un total de 32 essais (huit par cible) est réalisé par chaque sujet.

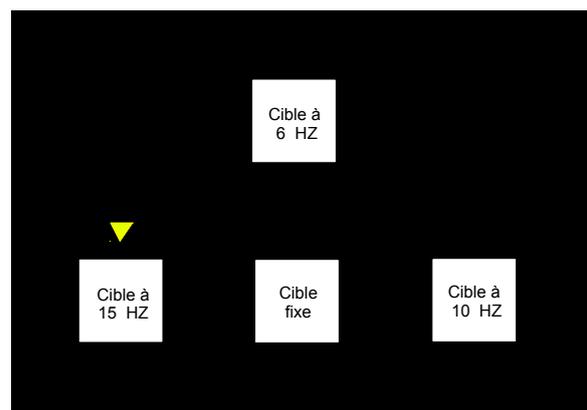


FIGURE 3: Phase de calibration.

La phase en ligne permet de contrôler une application ludique, proposée dans le logiciel OpenViBE. L'objectif de l'application est d'atteindre des cibles grâce à un "vaisseau spatial". Les cibles sont représentées par des cercles pleins,

1. openvibe.inria.fr

tandis que le “vaisseau spatial” est schématisé par un cercle vide sur lequel sont disposés de manière équidistante trois stimuli, 2 carrés et un triangle comme le représente la figure 4. En focalisant son regard sur le carré de gauche ou de droite l'utilisateur est capable de faire pivoter le “vaisseau spatial” respectivement dans le sens horaire ou anti-horaire. En regardant le triangle, l'utilisateur peut tirer afin d'atteindre la cible qui disparaît, puis réapparaît à une position aléatoire sur l'écran. L'application prend fin une fois les huit cibles atteintes.

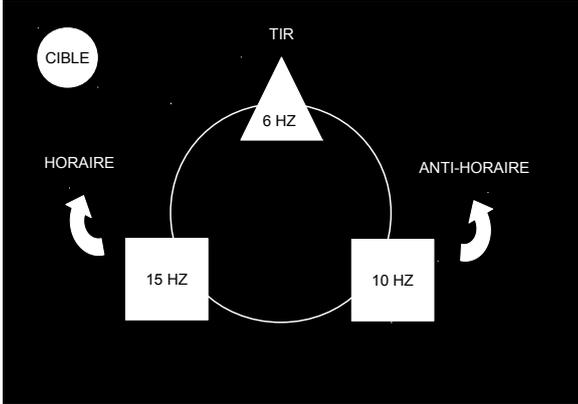


FIGURE 4: Phase en ligne.

III. TRAITEMENT DU SIGNAL ET CLASSIFICATION

Cette étape porte sur l'ensemble de la chaîne de traitement du signal et de classification. Le traitement du signal permet d'éliminer au maximum les artefacts associés au signal et de conserver uniquement l'information pertinente. L'étape de classification utilise cette information pour identifier les motifs cérébraux spécifiques du mode SSVEP et contrôler une application en ligne.

La littérature a montré l'utilité des filtres CSP [21] et des classifieurs LDA [14] dans un problème de classification binaire dans le cadre des SSVEP. C'est pourquoi nous les utiliserons dans notre étude. Leur calibrage est spécifique à chaque utilisateur.

La première étape consiste à filtrer le signal brut autour de chaque fréquence de stimulation (6, 10 et 15 Hz) par l'intermédiaire d'un filtre passe-bande de type Butterworth (ordre 4). La bande passante autour de chacune des fréquences est $\delta = \pm 0.25$ Hz. Ces données filtrées permettent d'optimiser les filtres CSP (Common Spatial Pattern), en extrayant une fenêtre de temps de 7 secondes, 1 seconde après le début de chaque essai (ou stimulation). On obtient 8 fenêtres de temps (ou paquets de données) pour chaque fréquence de stimulation, y compris pour la fréquence nulle. Les données extraites sont ensuite séparées en deux classes. Une classe correspond à la fréquence d'intérêt (par exemple 10 Hz) et l'autre classe aux autres fréquences. Les filtres spatiaux sont calibrés spécifiquement pour chaque fréquence de stimulation. De plus, on conserve les deux meilleurs filtres spatiaux,

correspondant aux filtres ayant les valeurs propres les plus élevées.

Une fois les filtres spatiaux ajustés, ils sont utilisés pour calculer les valeurs caractéristiques pour le classifieur LDA (Linear Discriminant Analysis). Un classifieur LDA est calibré pour chaque fréquence de stimulation. Le calibrage du classifieur nécessite d'extraire, à partir des signaux filtrés autour de chaque fréquence de stimulation puis spatialement par CSP, des fenêtres de temps de 7 secondes, 1 seconde après le début de chaque essai. On obtient 8 paquets de données pour chaque fréquence de stimulation comme dans le cas des filtres CSP. Puisqu'on utilise deux filtres CSP, un paquet de données est une matrice à 2 colonnes et N lignes, avec N le nombre d'échantillon contenu dans une fenêtre de 7 secondes tel que $N = F_e \times 7$ où F_e est la fréquence d'échantillonnage. Ces données sont à nouveau séparées en deux classes en fonction de la fréquence à laquelle ils appartiennent et pour laquelle on calibre le classifieur. Par exemple, si on calibre le classifieur pour la fréquence à 6 Hz, les paquets de données enregistrés lors de la stimulation à 6 Hz appartiennent à la classe 1 et ceux enregistrés pendant les autres stimulations appartiennent à la classe 2. Puis pour chaque paquet de chaque classe, on extrait des fenêtres d'échantillon d'une demie-seconde à chaque 1/10^{ème} de seconde. On obtient 66 fenêtres d'échantillon pour chaque paquet. Une fenêtre est une matrice à 2 colonnes, les signaux ont été filtrés par deux filtres CSP, et n lignes, avec $n = 512 \times 0.5$ c'est-à-dire le nombre d'échantillon contenu dans une fenêtre de temps d'une demie-seconde. Les valeurs contenues dans chaque fenêtre sont élevées au carré puis moyennées sur chaque colonne, de telle sorte que chaque paquet P ($P \in \mathbb{R}^{66 \times 2}$) est constitué de 66 couples de valeurs caractéristiques (X, Y). Une dernière opération consiste à transformer les valeurs X et Y en $\log(X + 1)$ et $\log(Y + 1)$. Ces valeurs caractéristiques sont ensuite utilisées pour calculer les coefficients de chaque classifieur.

Le logiciel OpenVibe utilise une méthode de validation croisée pour calculer les classifieurs. Les valeurs caractéristiques sont séparées en dix groupes indifféremment de leur classe. Le classifieur est calibré sur 9 groupes puis testé sur un. Cette méthode est réalisée 10 fois de telle sorte que le classifieur soit testé sur chaque groupe. Le classifieur pour lequel on obtient le meilleur résultat est conservé pour la phase en ligne. Pendant la phase en ligne, les filtres CSP et les classifieurs LDA analysent en continu les données enregistrées au cours de la dernière seconde, avec un décalage de 0.1 seconde. La sortie du classifieur LDA est basée sur la distance des valeurs caractéristiques par rapport à un point, une droite, un plan ou un hyperplan selon la dimension de la matrice de valeurs caractéristiques. Etant donné qu'on obtient un classifieur pour chaque fréquence de stimulation, la prise de décision en ligne se fait par vote automatique, en tenant compte des sorties de chacun d'entre eux.

Pour calibrer hors-ligne le classifieur, on procède à une méthode différente que dans OpenVibe. On élimine pour chaque fréquence les paquets P aberrants, c'est-à-dire les paquets pour lesquels le point moyen est du mauvais côté

de la droite définie par les coefficients du classifieur. Ces coefficients sont calculés à partir des 31 paquets restants, sept appartenant à la fréquence pour laquelle on calcule le classifieur et 24 appartenant aux autres fréquences. Les paquets qui ne sont pas éliminés sont conservés pour calibrer le classifieur. Afin de tester ses performances en intra-session, on divise à nouveau les données qui ont permis son calibrage en deux groupes. Un groupe permet de calculer un classifieur et l'autre de tester ses performances. Pour tester ses performances en inter-session, on applique directement le classifieur à l'ensemble des données de l'autre session.

IV. RÉSULTATS

Cette partie présente les performances en ligne et hors-ligne obtenues par chaque participants pendant les trois sessions. Le temps (seconde) et l'aire sous la courbe ROC (Receiver Operating Characteristic) ou AUC (Area Under the Curve) correspondent respectivement aux indicateurs de performance en ligne et hors-ligne. L'indicateur de performance hors-ligne est défini par une valeur v , avec $0 \leq v \leq 1$, de telle sorte que la performance du classifieur soit proportionnelle à la valeur de v . Un classifieur avec une valeur $v = 1$ est parfaitement exact, il ne se trompe jamais. Si $v = 0.5$ le classifieur donne des résultats aléatoires, le taux de bonne classification est égal à celui d'un tirage au sort. Ces résultats permettront de comparer les performances obtenues sous différentes conditions et de répondre aux problématiques posées dans cet article. Etant donné que la taille de l'échantillon est inférieure à 30, les performances sont comparées à partir d'un test non-paramétrique de wilcoxon, avec un risque $\alpha = 5\%$.

A. Performances de classification hors-ligne

La figure 5a compare sous forme d'histogramme les performances du classifieur 1 (classifieur calibré avec les données de la session 1) sur les données de la session 1 (C_1) avec ses performances sur les données de la session 2 (C'_1) et 3 (C''_1).

La figure 5b compare sous forme d'histogramme les performances du classifieur 1 sur les données de la session 2 (C'_1) et 3 (C''_1) avec les performances respectivement du classifieur 2 et 3 (classifieur calibré avec les données de la session 2 et 3) sur les données de la session 2 (C_2) et 3 (C_3).

La figure 5c compare sous forme d'histogramme les performances du classifieur 1 sur les données de la session 1 (C_1) avec les performances respectivement du classifieur 2 et 3 sur les données de la session 2 (C_2) et 3 (C_3).

L'ensemble des performances présentées correspondent à la moyenne des performances de chaque individu.

Pour étudier la stabilité du classifieur dans le temps on réalise deux tests statistiques. Le premier, comme le montre la figure 5a, compare les performances entre la session 1 et la session 2 puis entre la session 1 et la session 3. Cette comparaison prend en compte les performances d'un même classifieur (classifieur 1) testé sur des données de calibrage enregistrées à plusieurs jours d'intervalle. On évalue ainsi la fiabilité du classifieur à différents instants et sous différentes

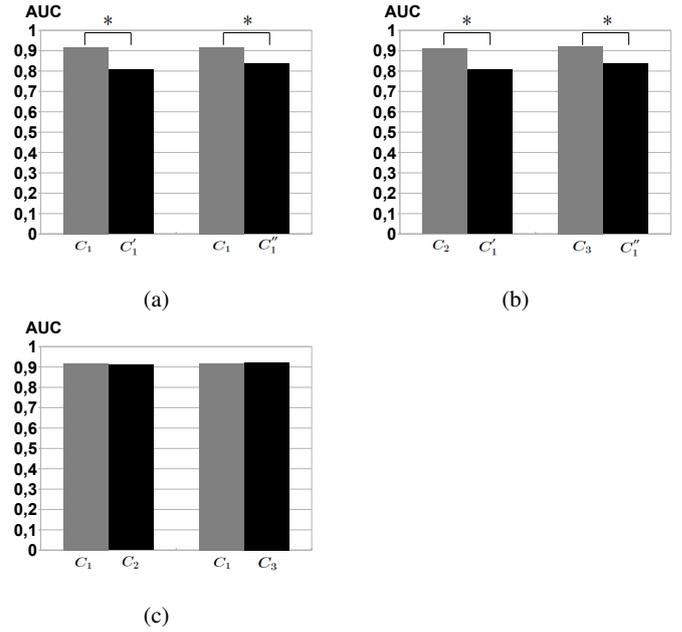


FIGURE 5: Comparaison sous forme d'histogramme des performances hors-ligne de différents classifieurs sur différents jeux de données. Les valeurs (AUC) correspondent à la moyenne des performances sur l'ensemble des sujets. C_1 correspond aux performances du classifieur 1 (classifieur calibré sur les données de la session 1) sur les données de la session 1. C'_1 et C''_1 correspondent aux performances du classifieur 1 sur les données respectivement de la session 2 et 3. C_2 et C_3 correspondent aux performances respectivement du classifieur 2 et 3 (classifieurs calibrés sur les données respectivement de la session 2 et 3) sur les données de la session 2 et 3. Le symbol “*” signifie que la différence entre les deux valeurs comparées est significative avec un risque $\alpha = 5\%$.

conditions expérimentales. En effet, différents paramètres varient d'une session à une autre : position des électrodes, motivation, fatigue du sujet, etc. Un test de Wilcoxon indique une différence significative entre les performances du classifieur sur les données de la session 1 et de la session 2 (p -value = $3,051.10^{-5}$). Une différence significative est également observée entre les performances du classifieur sur les données de la session 1 et de la session 3 (p -value = $9,15.10^{-5}$). Ce résultat est appuyé par un second test statistique, voir figure 5b, qui compare les performances du classifieur 1 avec les performances respectivement du classifieur 2 et 3 sur les données de la session 2 et 3. L'idée est de comparer les performances d'un ancien classifieur avec celles d'un classifieur nouvellement calculé. Dans ce cas les classifieurs sont testés sur les mêmes données de calibrage et donc sous les mêmes conditions expérimentales. Un test de Wilcoxon indique une différence significative entre les performances du classifieur 1 et 2 sur les données de la session 2 (p -value = $3,051.10^{-5}$) et entre les performances du classifieur 1 et 3 sur les données de la session 3 (p -value = $3,051.10^{-5}$).

Enfin, pour étudier les effets de l'apprentissage humain sur les performances de l'interface, on compare les performances entre la session 1 et la session 2 puis entre la session 1 et la session 3, voir figure 5c. Il s'agit des performances de différents classifieurs testés sur différentes données de calibrage. En réalisant un test de Wilcoxon on n'observe pas de différence significative entre les performances du classifieur 1 et 2 sur les données respectivement de la session 1 et 2 ($p\text{-value} = 0,175$) puis entre les performances du classifieur 1 et 3 sur les données respectivement de la session 1 et 3 ($p\text{-value} = 0,632$).

B. Performances en ligne

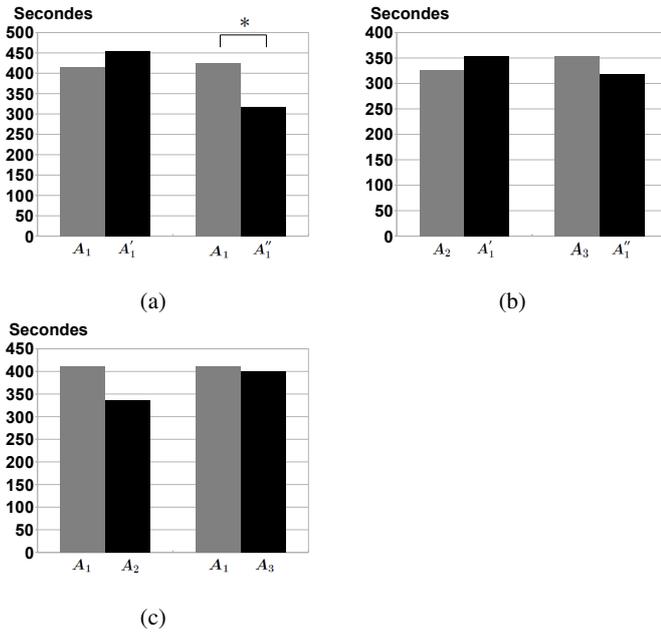


FIGURE 6: Comparaison sous forme d'histogramme des performances en ligne de différents classifieurs à différentes sessions. Les valeurs, en secondes, correspondent à la moyenne des performances de l'ensemble des sujets. A_1 , A_1' et A_1'' correspondent aux temps pour finir l'application respectivement lors de la session 1, 2 et 3 en utilisant le classifieur 1. A_2 et A_3 correspondent aux temps pour finir l'application respectivement lors de la session 2 et 3 en utilisant respectivement le classifieur 2 et 3. Le symbole "*" signifie que la différence entre les deux valeurs comparées est significative avec un risque $\alpha = 5\%$.

La figure 6a compare sous forme d'histogramme les performances en ligne du classifieur 1 lors de la session 1 (A_1) avec ses performances lors de la session 2 (A_1') et 3 (A_1'').

La figure 6b compare sous forme d'histogramme les performances en ligne du classifieur 1 lors de la session 2 (A_1') et 3 (A_1'') avec les performances respectivement du classifieur 2 et 3 lors de la session 2 (A_2) et 3 (A_3).

La figure 6c compare sous forme d'histogramme les performances en ligne du classifieur 1 lors de la session 1 (A_1) avec

les performances du classifieur 2 (A_2) et 3 (A_3) respectivement lors de la session 2 et 3.

Les résultats présentés figure 6 ne prennent pas en compte les sujets n'ayant pas de contrôle sur l'application. En effet, deux sujets (sujets 3 et 5) n'avaient aucun contrôle sur l'application quel que soit le classifieur utilisé et la session. Deux autres sujets (sujets 12 et 13) n'avaient aucun contrôle sur l'application lors des sessions 2 et 3 en utilisant le classifieur 1. Enfin, un dernier sujet (sujet 14) n'avait pas de contrôle sur l'application lors de la session 3 en utilisant le classifieur 1.

Pour étudier la stabilité du classifieur dans le temps on réalise les mêmes tests statistiques que ceux réalisés dans la section IV-A. Dans un premier temps, on compare les performances entre la session 1 et la session 2 puis entre la session 1 et la session 3, voir figure 6a. On évalue la fiabilité du classifieur (classifieur 1) à différents instants et sous différentes conditions expérimentales. Un test de Wilcoxon n'indique pas de différence significative entre les performances obtenues à la session 1 et celles obtenues à la session 2 ($p\text{-value} = 0,339$). Néanmoins on observe une différence significative entre les performances obtenues à la session 1 et celles obtenues à la session 3 ($p\text{-value} = 0,0136$). Ce résultat est appuyé par un second test statistique qui compare les résultats obtenus lors des deux phases en ligne des sessions 2 et 3, voir figure 6b. On compare ainsi les performances en ligne du premier classifieur avec celles des classifieurs nouvellement calculés. Dans ce cas les classifieurs sont testés sous les mêmes conditions expérimentales. Un test de Wilcoxon n'indique pas de différence significative entre les performances du classifieur 1 et 2 lors de la session 2 ($p\text{-value} = 0,51$) et entre les performances du classifieur 1 et 3 lors de la session 3 ($p\text{-value} = 0,365$).

Enfin, pour étudier les effets de l'apprentissage humain sur les performances de l'interface, on compare les performances entre la session 1 et la session 2 puis entre la session 1 et la session 3, voir figure 6c. Il s'agit des performances de différents classifieurs testés dans différentes conditions expérimentales. En réalisant un test de Wilcoxon on n'observe pas de différence significative entre les performances du classifieur 1 et 2 respectivement lors de la session 1 et 2 ($p\text{-value} = 0,104$), ni même entre les performances du classifieur 1 et 3 respectivement lors de la session 1 et 3 ($p\text{-value} = 1$).

V. DISCUSSION

Dans un premier temps on s'intéresse aux effets de l'apprentissage humain sur les performances de l'interface. Les tests statistiques ne montrent pas de différence significative entre les performances obtenues hors-ligne par différents classifieurs calculés à différentes sessions (voir figure 5c). On constate des résultats similaires en ce qui concerne les performances réalisées en ligne (voir figure 6c). Ces résultats semblent donc indiquer que l'apprentissage humain n'a aucun effet sur les performances du classifieur. En effet, les résultats obtenus hors-ligne ou en ligne ne s'améliorent pas de manière significative d'une session à une autre, tandis que le participant

acquiert davantage d'expérience avec le temps. De plus, on n'observe pas une amélioration des résultats obtenus hors-ligne ou en ligne par les sujets ayant déjà eu une expérience avec les SSVEP (sujets 9 et 12) par rapport aux résultats des autres sujets.

On constate que l'ensemble des sujets, à l'exception des sujets 3 et 5, ont terminé l'application dans un intervalle de temps satisfaisant (≤ 13 minutes). Cela tend à prouver que les BCI de type SSVEP fonctionnent correctement dès la première utilisation. Néanmoins, comme pour les autres paradigmes (IM, SCP), on observe des cas pour lesquels l'interface ne fonctionne pas même après plusieurs sessions, comme pour les sujets 3 et 5. On trouve fréquemment dans la littérature le terme "illiteracy" pour caractériser ce type de phénomène [22]. Néanmoins une personne dite "illettrée" pour un paradigme ne l'est pas nécessairement pour un autre. C'est pourquoi il est intéressant de proposer aux participants une interface dite "hybride", associant plusieurs types de BCI [23] ou une BCI avec un autre canal de contrôle [24].

Intéressons nous dans un second temps à l'analyse de la stabilité du classifieur. Les tests statistiques réalisés sur les résultats obtenus hors-ligne (voir section IV-A) semblent indiquer une certaine instabilité du classifieur dans le temps. En effet, on observe une baisse significative de performance pour un même classifieur évalué sur les données de différentes sessions (voir figure 5a). Ce constat est identique lorsqu'on compare sur les données d'une même session les performances d'un classifieur plus ancien avec celles d'un classifieur nouvellement appris (voir figure 5b). Cependant, ces résultats obtenus hors-ligne ne sont pas confirmés par les résultats réalisés en ligne (voir figures 6a et 5b). En effet, les tests statistiques ne semblent pas montrer de différences significatives. Une amélioration des résultats est même observée (voir figure 6a), et les performances en ligne du classifieur 1 semblent s'être améliorées de la session 1 à la session 3. Les résultats obtenus en ligne et hors-ligne sont donc contradictoires. Les résultats hors-ligne semblent se dégrader lorsque le classifieur est réutilisé sur d'autres données de calibrage. Or cette dégradation des résultats hors-ligne ne semble pas affecter les résultats en ligne puisque ces derniers restent constant et s'améliorent même dans un cas. Cela peut s'expliquer par le fait que les performances en ligne ne dépendent pas uniquement de la fiabilité du classifieur mais aussi en grande partie de la stratégie de jeu adoptée par l'utilisateur. En effet, on observe un phénomène d'inertie lors de la phase de jeu : le "vaisseau spatial" semble continuer sa rotation un certain temps après l'arrêt de la stimulation visuelle. Cela peut s'expliquer par le fait que les neurones du lobe occipital restent activés un certain temps après l'arrêt de la stimulation. Ce phénomène d'inertie est contraignant pour contrôler correctement l'application. Les performances en ligne dépendent donc pour beaucoup de la capacité à anticiper ce phénomène.

Ces données semblent donc montrer qu'un classifieur peut être réutilisé plusieurs fois après la phase de calibrage, malgré une dégradation de ces performances hors-ligne. Néanmoins, il est

important de rappeler que deux sujets (sujets 12, 13) n'ont pas réussi à réutiliser en ligne le classifieur et un dernier (sujet 14) n'a pas réussi à le réutiliser lors de la troisième session. De plus, l'expérience a été menée sur dix jours, on ne peut donc pas conclure sur la fiabilité du classifieur au-delà de cette période. Enfin, l'étude ne tient pas compte de la parité homme/femme.

VI. CONCLUSION

Les BCI de type SSVEP présentent comme avantage de fonctionner théoriquement de manière optimale dès la première utilisation [14], [15]. Aucune phase d'apprentissage n'est nécessaire de la part de l'utilisateur contrairement aux potentiels corticaux lents [17] ou à l'imagination motrice [16]. En effet ces deux types de BCI nécessitent un processus cognitif important pour apprendre à contrôler les motifs cérébraux propres à chaque mode, tandis que le mode SSVEP fait intervenir uniquement un processus perceptif. La personne doit focaliser son attention visuelle sur un stimulus particulier qui excite la rétine et provoque un SSVEP au niveau du lobe occipital. On comprend donc par la nature même de son mécanisme que le paradigme SSVEP fonctionne sans apprentissage. Cependant on peut se demander si, avec l'habitude de réaliser la même expérience, l'utilisateur arrive de manière consciente ou non à davantage se focaliser sur les stimuli et donc à obtenir de meilleurs résultats. Les données dont nous disposons ne semblent pas indiquer d'amélioration significative des performances avec l'augmentation de l'expérience du sujet. Ces résultats tendent donc à confirmer ceux de la littérature.

La concentration visuelle importante exigée par le mode SSVEP, notamment durant la phase de calibrage de manière à maximiser les performances du classifieur, induit chez le sujet une fatigue précoce et peut entraîner une certaine lassitude. C'est pourquoi l'article a abordé la stabilité du classifieur dans le temps. Nos résultats semblent indiquer une dégradation des performances hors-ligne pour un même classifieur d'une session à une autre. Néanmoins, cela n'affecte nullement les performances en ligne tant que cette dégradation des performances n'excède pas un certain seuil (80%), qui permet de conserver un contrôle correct sur l'application. Cela tend à démontrer que le classifieur peut être réutilisé sans de nouveau réaliser une phase de calibrage. On limite ainsi les contraintes liées à cette étape.

Les résultats semblent montrer que le paradigme SSVEP permet d'obtenir, pour certains utilisateurs, un contrôle rapide et satisfaisant de l'interface chez des sujets novices. Néanmoins même si on peut diminuer les contraintes en limitant les phases de calibrage (voir section IV), ce paradigme reste à long terme fatiguant pour l'utilisateur. En effet, nous avons observé chez certaines personnes des phénomènes de clignement et de picotement des yeux dus à la répétition des stimuli. Si ce paradigme devient contraignant chez des personnes saines après quelques minutes ($\simeq 30$ min) d'utilisation, on peut en déduire qu'il n'est pas approprié à un contexte d'utilisation prolongée tel que seront amenés à

l'utiliser les personnes handicapées. Le mode SSVEP peut être une stratégie intéressante, dans un premier temps, pour permettre au patient de regagner rapidement en autonomie. Mais, si l'application le permet, un passage progressif vers un paradigme moins contraignant et fatiguant, comme par exemple l'imagination motrice, serait plus judicieux. Le mode SSVEP peut également être intégré à un système hybride dans lequel il ne représente pas la composante principale de l'interface. Cela limiterait les contraintes liées à ce paradigme tout en conservant ses avantages.

RÉFÉRENCES

- [1] Nataliya Kosmyna and Franck Tarpin-Bernard. Une combinaison de paradigmes d'interaction cerveau-ordinateur et suivi du regard pour des interactions multimodales. In *Actes de la conférence Ergonomie, Interaction Homme-Machine (Ergo'IHM 2012)*, 2012.
- [2] Matthew R Williams and Robert F Kirsch. Evaluation of head orientation and neck muscle EMG signals as command inputs to a human-computer interface for individuals with high tetraplegia. *Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on*, 16(5) :485–496, 2008.
- [3] Hyuk Jeong and JinSung Choi. An EMG-controlled graphic interface considering wearability. In *INTERACT*, 2003.
- [4] Chun Sing Louis Tsui, Pei Jia, John Q Gan, Huosheng Hu, and Kui Yuan. EMG-based hands-free wheelchair control with EOG attention shift detection. In *Robotics and Biomimetics, 2007. ROBIO 2007. IEEE International Conference on*, pages 1266–1271. IEEE, 2007.
- [5] Hsieh-Ching Chen, Chia-Ling Chen, Chang-Ching Lu, and Ching-Yi Wu. Pointing device usage guidelines for people with quadriplegia : a simulation and validation study utilizing an integrated pointing device apparatus. *Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on*, 17(3) :279–286, 2009.
- [6] Mark S Hawley, Pam Enderby, Phil Green, Stuart Cunningham, Simon Brownsell, James Carmichael, Mark Parker, Athanassios Hatzis, Peter O'Neill, and Rebecca Palmer. A speech-controlled environmental control system for people with severe dysarthria. *Medical Engineering & Physics*, 29(5) :586–593, 2007.
- [7] Febo Cincotti, D Mattia, F Aloise, S Bufalari, MG Marciani, G Schalk, G Oriolo, A Cherubini, F Davide, and F Babiloni. Non-invasive brain-computer interface system to operate assistive devices. In *Engineering in Medicine and Biology Society, 2007. EMBS 2007. 29th Annual International Conference of the IEEE*, pages 2532–2535. IEEE, 2007.
- [8] Guenter Edlinger, Christoph Kapeller, Arnaú Espinosa, Sergi Torrellas, Felip Miralles, and Christoph Guger. Multi-modal computer interaction for communication and control using EEG, EMG, EOG and motion sensors. In *Universal Access in Human-Computer Interaction. Design Methods, Tools, and Interaction Techniques for eInclusion*, pages 633–641. Springer, 2013.
- [9] Johan Philips, J del R Millan, Gerolf Vanacker, Eileen Lew, Ferran Galán, Pierre W Ferrez, Hendrik Van Brussel, and Marnix Nuttin. Adaptive shared control of a brain-actuated simulated wheelchair. In *Rehabilitation Robotics, 2007. ICORR 2007. IEEE 10th International Conference on*, pages 408–414. IEEE, 2007.
- [10] K Jerbi, O Bertrand, B Schoendorff, D Hoffmann, L Minotti, P Kahane, A Berthoz, and J-P Lachaux. Online detection of gamma oscillations in ongoing intracerebral recordings : From functional mapping to brain computer interfaces. In *Noninvasive Functional Source Imaging of the Brain and Heart and the International Conference on Functional Biomedical Imaging, 2007. NFSI-ICFBI 2007. Joint Meeting of the 6th International Symposium on*, pages 330–333. IEEE, 2007.
- [11] Philip R Kennedy, M Todd Kirby, Melody M Moore, Brandon King, and Adon Mallory. Computer control using human intracortical local field potentials. *Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on*, 12(3) :339–344, 2004.
- [12] Fabien Lotte. Les interfaces cerveau-ordinateur : Conception et utilisation en réalité virtuelle. *Revue Technique et Science Informatiques*, 31(3) :289–310, 2012.
- [13] Jonathan R Wolpaw, Niels Birbaumer, Dennis J McFarland, Gert Pfurtscheller, and Theresa M Vaughan. Brain-computer interfaces for communication and control. *Clinical neurophysiology*, 113(6) :767–791, 2002.
- [14] Edmund C Lalor, Simon P Kelly, Ciarán Finucane, Robert Burke, Ray Smith, Richard B Reilly, and Gary Mcdarby. Steady-state VEP-based brain-computer interface control in an immersive 3D gaming environment. *EURASIP journal on applied signal processing*, 2005 :3156–3164, 2005.
- [15] Luca Piccini, Sergio Parini, Luca Maggi, and Giuseppe Andreoni. A wearable home BCI system : preliminary results with SSVEP protocol. In *Engineering in Medicine and Biology Society, 2005. IEEE-EMBS 2005. 27th Annual International Conference of the*, pages 5384–5387. IEEE, 2006.
- [16] Gert Pfurtscheller, C Guger, G Müller, G Krausz, and C Neuper. Brain oscillations control hand orthosis in a tetraplegic. *Neuroscience letters*, 292(3) :211–214, 2000.
- [17] Niels Birbaumer, Andrea Kubler, Nimr Ghanayim, Thilo Hinterberger, Jouri Perelmouter, Jochen Kaiser, Iver Iversen, Boris Kotchoubey, Nicola Neumann, and Herta Flor. The thought translation device (TTD) for completely paralyzed patients. pages 190–193.
- [18] Robert Leeb, Doron Friedman, Gernot R Müller-Putz, Reinhold Scherer, Mel Slater, and Gert Pfurtscheller. Self-paced (asynchronous) BCI control of a wheelchair in virtual environments : a case study with a tetraplegic. *Computational intelligence and neuroscience*, 2007, 2007.
- [19] Eric W Sellers and Emanuel Donchin. A P300-based brain-computer interface : initial tests by ALS patients. *Clinical neurophysiology*, 117(3) :538–548, 2006.
- [20] American Clinical Neurophysiology Society et al. Guideline 5 : Guidelines for standard electrode position nomenclature. *American journal of electroencephalographic technology*, 46(3) :222, 2006.
- [21] Sergio Parini, Luca Maggi, Anna C Turconi, and Giuseppe Andreoni. A robust and self-paced bci system based on a four class SSVEP paradigm : algorithms and protocols for a high-transfer-rate direct brain communication. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2009, 2009.
- [22] Clemens Brunner, Brendan Z Allison, Dean J Krusienski, Vera Kaiser, Gernot R Müller-Putz, Gert Pfurtscheller, and Christa Neuper. Improved signal processing approaches in an offline simulation of a hybrid brain-computer interface. *Journal of neuroscience methods*, 188(1) :165–173, 2010.
- [23] Brendan Z Allison, Clemens Brunner, Vera Kaiser, Gernot R Müller-Putz, Christa Neuper, and Gert Pfurtscheller. Toward a hybrid brain-computer interface based on imagined movement and visual attention. *Journal of neural engineering*, 7(2) :026007, 2010.
- [24] Robert Leeb, Hesam Sagha, Ricardo Chavarriaga, and J del R Millan. Multimodal fusion of muscle and brain signals for a hybrid-BCI. In *Engineering in Medicine and Biology Society (EMBS), 2010 Annual International Conference of the IEEE*, pages 4343–4346. IEEE, 2010.

SÉLECTION PAR UN EXPERT HUMAIN DES INTERVALLES TEMPS-FRÉQUENCE DANS LE SIGNAL EEG POUR LES INTERFACES CERVEAU-ORDINATEUR

Alban Duprès, François Cabestaing, José Rouillard
Univ. Lille, CNRS, Centrale Lille, UMR 9189 - CRISTAL
Centre de Recherche en Informatique Signal et Automatique de Lille, F-59000 Lille, France
{firstname.lastname@univ-lille1.fr}

Résumé—Dans le cadre des interfaces cerveau-ordinateur utilisant l'imagination motrice, nous proposons une méthode permettant à un expert humain de superviser, spécifiquement pour chaque utilisateur, la sélection d'intervalles temps-fréquence à partir des signaux EEG. En effet, en l'état actuel de la recherche sur les BCI, on trouve au moins un expert impliqué dans les premières étapes de l'expérimentation. D'une part, de tels experts apprécient de conserver un certain niveau de contrôle pour la sélection des paramètres spécifiques à l'utilisateur. D'autre part, nous verrons que leurs connaissances sont grandement profitables pour la sélection d'un ensemble parcimonieux d'intervalles temps-fréquence pertinents. Les experts sélectionnent ces attributs au travers d'une analyse visuelle d'un ensemble de courbes qui met en évidence les différences au sein des signaux EEG enregistrés pendant l'imagination de diverses tâches motrices. Nous comparons notre méthode à une approche CSP (Common Spatial Pattern) basique et à deux méthodes d'extraction de valeurs caractéristiques entièrement automatiques, en utilisant le jeu de données 2A de la compétition BCI IV. La méthode proposée (taux de bonne classification moyen $m = 83.71 \pm 14.6 \sigma$) donne de meilleurs résultats pour 6 sujets sur 9 comparée à la méthode automatique la plus performante ($m = 79.48 \pm 12.41 \sigma$).

Index Terms—interface cerveau-ordinateur, traitement du signal EEG, parcimonie de l'ensemble des attributs, sélection des valeurs caractéristiques, expertise humaine.

I. INTRODUCTION

Les interfaces cerveau-ordinateur (ou BCI pour Brain-Computer Interfaces) sont des dispositifs permettant aux utilisateurs de contrôler un effecteur en utilisant uniquement leur activité cérébrale. Jusqu'à présent, les BCI non-invasives ont été principalement utilisées pour restaurer un canal de communication d'un utilisateur lourdement handicapé vers un ordinateur, lui permettant de récupérer une autonomie partielle. Concernant les BCI dites actives, les utilisateurs contrôlent leur activité cérébrale de manière consciente et à leur propre rythme, indépendamment d'événements externes [1]. L'imagination motrice, c'est-à-dire le fait d'imaginer qu'on réalise une action motrice

spécifique, correspond à la tâche mentale la plus utilisée dans les BCI actives. Dans ce contexte, il est crucial de définir des valeurs caractéristiques appropriées, calculées à partir des signaux électroencéphalographiques (EEG), permettant aux BCI de distinguer différentes tâches motrices réalisées par l'utilisateur.

Au cours de l'imagination motrice, des motifs neurophysiologiques très spécifiques apparaissent dans les signaux EEG, tels que les désynchronisations liées à l'événement (ERD, Event-Related Desynchronisations) et les synchronisations liées à l'événement (ERS, Event-Related Synchronisations). Les ERD et ERS se caractérisent respectivement par une décroissance de la puissance du signal EEG pendant la tâche motrice puis une croissance de sa puissance en fin de tâche [2]. Les ERD/ERS apparaissent principalement dans les signaux EEG enregistrés à la surface du cortex moteur. Leur distribution spatiale dépend de la tâche motrice réalisée, dont l'organisation à la surface du cortex est définie par l'homocule moteur [3]. Les bandes de fréquence de l'EEG pour lesquelles les ERD/ERS sont détectées pendant l'imagination motrice correspondent aux rythmes μ (7 – 13 Hz) et β (13 – 25 Hz). Néanmoins, d'après la littérature, la distribution fréquentielle et spatiale des ERD/ERS est variable selon les sujets et les tâches d'imagination motrice [4].

Afin de faciliter la discrimination des tâches motrices, le processus de traitement du signal EEG implique généralement une étape de filtrage spatial. Le CSP (Common Spatial Patterns) est le filtre spatial linéaire le plus largement utilisé. Ce filtre prend en compte des paramètres spécifiques à l'utilisateur afin de maximiser la variance des signaux EEG pour une tâche motrice spécifique tout en minimisant leur variance pour les autres tâches motrices ou pour un état inactif. Le pouvoir discriminant des filtres CSP dépend des bandes de fréquence dans lesquelles les signaux sont filtrés et de l'intervalle de temps durant lequel la puissance du signal est déterminée. Par exemple, des filtres spatiaux CSP calculés à partir de signaux EEG bruts ou de signaux EEG filtrés dans des bandes de fréquence inappropriées donnent des mauvaises performances de classification.

Pour résoudre ce problème, plusieurs approches ont

été décrites dans la littérature. Certains chercheurs proposent d'utiliser une large bande de fréquence, englobant les rythmes μ et β , et d'améliorer les filtres spatiaux utilisés. Cette approche est par conséquent valide pour n'importe quel utilisateur. Par exemple, [5] compare différentes versions de filtres CSP régularisés, montrant une amélioration significative du filtrage spatial comparé à un CSP basique. D'autres chercheurs ont proposé de sélectionner des bandes de fréquence spécifiques à l'utilisateur dans lesquelles la détection des ERD/ERS est plus efficace. Par exemple, [4] utilise plusieurs filtres fréquentiels passe-bande et calcule un CSP spécifique pour chaque bande de fréquence. Puis, un algorithme de sélection des valeurs caractéristiques conserve les paires fréquence/CSP les plus pertinentes pour un utilisateur donné.

Cependant, toutes ces techniques impliquent une étape de sélection des valeurs caractéristiques entièrement automatique. Cela implique de définir de manière empirique plusieurs méta-paramètres, tel que le nombre de valeurs caractéristiques. La parcimonie de l'espace des valeurs caractéristiques n'est pas spécifiée par des connaissances neurophysiologiques *a priori*. Des études ont montré que la parcimonie de l'espace des valeurs caractéristiques permet des bonnes performances de classification car la BCI est moins sensible à la non-stationnarité des signaux EEG. Par exemple, Raza *et coll.* ont proposé d'accroître la parcimonie en utilisant des méthodes d'ajout ("forward-addition") ou d'élimination ("backward-elimination") des valeurs caractéristiques [6]. Cependant, aucune analyse neurophysiologique détaillée des motifs ERD/ERS n'est réalisée afin de sélectionner les intervalles de fréquence, de temps, et les localisations spatiales les plus appropriés.

Dans ce papier, nous décrivons une technique dans laquelle un expert humain sélectionne, dans un premier temps, un petit nombre d'intervalles temps-fréquence. Evidemment, l'expert n'examine pas les signaux EEG bruts pour prendre sa décision, ce qui impliquerait un très haut niveau d'expertise. Il analyse un ensemble de courbes utilisant les échantillons des signaux EEG traités de manière fréquentielle et temporelle. Dans un second temps, des filtres CSP sont calculés pour chaque intervalle temps-fréquence sélectionné. Cette approche permet de définir un espace des caractéristiques parcimonieux, par un procédé contrôlé par un expert humain et non en paramétrant arbitrairement les valeurs de méta-paramètres. Nous verrons également que cette approche nous permet de recueillir des informations détaillées sur les motifs neurophysiologiques d'un utilisateur donné pendant une tâche motrice et ainsi de mieux comprendre ses performances.

II. MÉTHODE

Etant donné que notre méthode est supervisée, le processus de traitement du signal est légèrement différent pour le mode apprentissage et le mode en ligne. Dans le mode apprentissage, qui a pour objectif de sélectionner les intervalles temps-fréquence, un jeu de données EEG labellisées est analysé. Le paradigme BCI utilisé pour construire cet

ensemble d'apprentissage doit être synchrone. En d'autres termes, on informe l'utilisateur sur le début et la fin de l'imagination motrice à réaliser. Pour le mode en ligne, le paradigme est asynchrone et l'utilisateur peut librement réaliser chacune des tâches motrices quand il le souhaite.

La figure 1 illustre le processus de traitement pour le mode apprentissage. Ce mode est composé de quatre étapes successives : filtrage spatial, filtrage fréquentiel passe-bande, estimation de la puissance, et agrégation sur l'ensemble des essais. Pour le mode apprentissage, nous utilisons les mêmes techniques de traitement et les mêmes paramètres pour tous les utilisateurs. Par conséquent, le filtre Laplacien est sélectionné pour filtrer spatialement les signaux EEG. Cela permet d'éliminer spatialement le bruit et d'identifier les sources, sans adaptation à l'utilisateur [7]. Ensuite, pour mettre en évidence les spécificités de l'utilisateur dans le domaine fréquentiel nous utilisons, comme d'autres auteurs, un ensemble de filtres passe-bande englobant les bandes de fréquence des rythmes μ et β [6], [4]. Pour mettre en évidence les ERD/ERS dans les signaux, nous calculons le logarithme de la variance — qui équivaut à la puissance — dans une fenêtre glissante de durée fixe. Enfin, pour obtenir une représentation des données facilement compréhensible par l'expert humain nous calculons la moyenne et l'écart-type, sur l'ensemble des essais de chaque tâche motrice, de la puissance du signal à chaque instant.

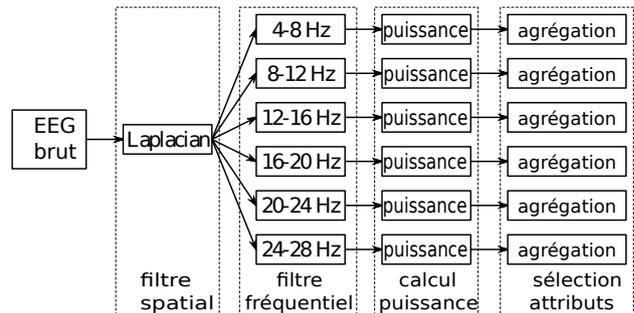


FIGURE 1: Processus de traitement pour le mode apprentissage

L'objectif de cette méthode est d'aider l'expert à analyser les motifs neurophysiologiques liés aux tâches d'imagination motrice en fonction du temps et de la fréquence. Pour chaque tâche motrice, l'expert examine un ensemble de courbes, une pour chaque bande de fréquence, montrant le déroulement temporel d'un signal spécifique connu pour être corrélé au mouvement imaginé. Afin de clairement montrer les différences entre la tâche motrice analysée et d'autres tâches motrices, une courbe de référence est présentée à l'expert pour chaque bande de fréquence. Cette courbe de référence est calculée en moyennant les valeurs du signal pour l'ensemble des essais correspondant aux autres tâches motrices selon une stratégie un contre tous.

Par exemple, la figure 2 montre un ensemble de six courbes, une pour chaque bande de fréquence, permettant à l'expert d'examiner les intervalles temps-fréquence qui discriminent le mieux les mouvements imaginés de la main

gauche versus ceux de la main droite. Le signal EEG enregistré à la position C4 à la surface du cortex sensorimoteur droit est connu pour présenter une ERD quand l'utilisateur réalise un mouvement imaginé de la main gauche. Pour cette tâche motrice, la courbe considérée dans chaque bande de fréquence (ligne rouge continue sur la figure 2) correspond au décours temporel de la puissance du signal moyennée sur l'ensemble des essais, après élimination spatiale du bruit par un filtre Laplacien. La puissance est calculée dans une fenêtre glissante de une seconde, démarrante une seconde avant le début de la tâche motrice et finissant une seconde et demi après la fin de cette même tâche. La courbe de référence dans chaque bande de fréquence (ligne pointillée bleue sur la figure 2) correspond à la puissance de ce même signal moyennée sur l'ensemble des essais qui ne correspondent pas à la tâche motrice examinée. Afin de présenter une signification statistique aux variations du signal, deux courbes additionnelles sont tracées autour de chaque courbe correspondant à plus ou moins un demi écart-type.

Une analyse visuelle de ces courbes permet à l'expert de sélectionner plusieurs intervalles temps-fréquence qui discriminent le mieux la tâche motrice considérée par rapport aux autres. Par exemple, deux intervalles temps-fréquence [0 – 2.5 s, 8 – 12 Hz] et [0 – 2.5 s, 20 – 24 Hz] peuvent être sélectionnés comme les attributs qui discriminent le mieux les deux tâches d'imagination motrice. Ensuite les filtres CSP sont calculés en utilisant les échantillons de tous les signaux EEG situés dans ces intervalles temps-fréquence, afin d'optimiser le filtre spatial pour cet utilisateur comparé au Laplacien qui est non-adaptatif. Trois paires de filtres CSP sont conservées pour chaque intervalle temps-fréquence.

Pour le mode en ligne, le traitement inclut quatre étapes successives, comme illustré sur la figure 3. Les signaux EEG sont filtrés dans le domaine spatial et fréquentiel par les paires de filtres CSP/passe-bandes définies lors du mode apprentissage. Ensuite, le logarithme de la variance des

signaux filtrés est calculé sur l'ensemble des intervalles de temps qui sont considérés par l'expert comme les plus discriminants pour chaque bande de fréquence. Cela permet d'obtenir un petit nombre de valeurs caractéristiques qui sont analysées par un classifieur LDA. Comme énoncé précédemment, ce processus de traitement peut-être réalisé à partir de fenêtres glissantes quand le paradigme est asynchrone.

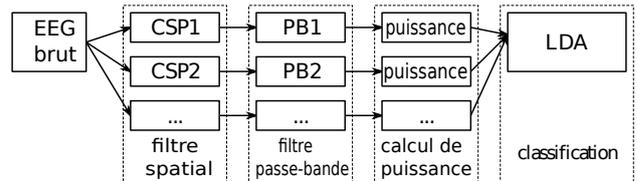


FIGURE 3: Processus de traitement pour le mode en ligne

Lorsque le paradigme BCI implique plus de deux tâches d'imagination motrice, le processus de traitement est réalisé pour chacune d'entre elles. Etant donné que les intervalles temps-fréquence sont sélectionnés selon une stratégie un contre tous, nous classifions les valeurs caractéristiques selon la même approche. Chaque classifieur LDA définit une classe et un indice de confiance comme par exemple la distance entre le vecteur caractéristique et l'hyperplan de séparation. Une méthode de vote classique est utilisée pour déterminer la classe selon les indices de confiance.

Nous permettons également à l'expert de comparer différents ensembles d'attributs, en éliminant les intervalles temps-fréquence initialement sélectionnés ou en en ajoutant d'autres. Pour comparer l'efficacité de ces divers ensembles, le système évalue leur taux de bonne classification lorsqu'on l'applique aux signaux EEG du jeu d'apprentissage. Cependant, l'expert peut décider de garder un plus petit nombre d'attributs même si le taux de classification décroît légèrement, s'il considère que la non-stationnarité des si-

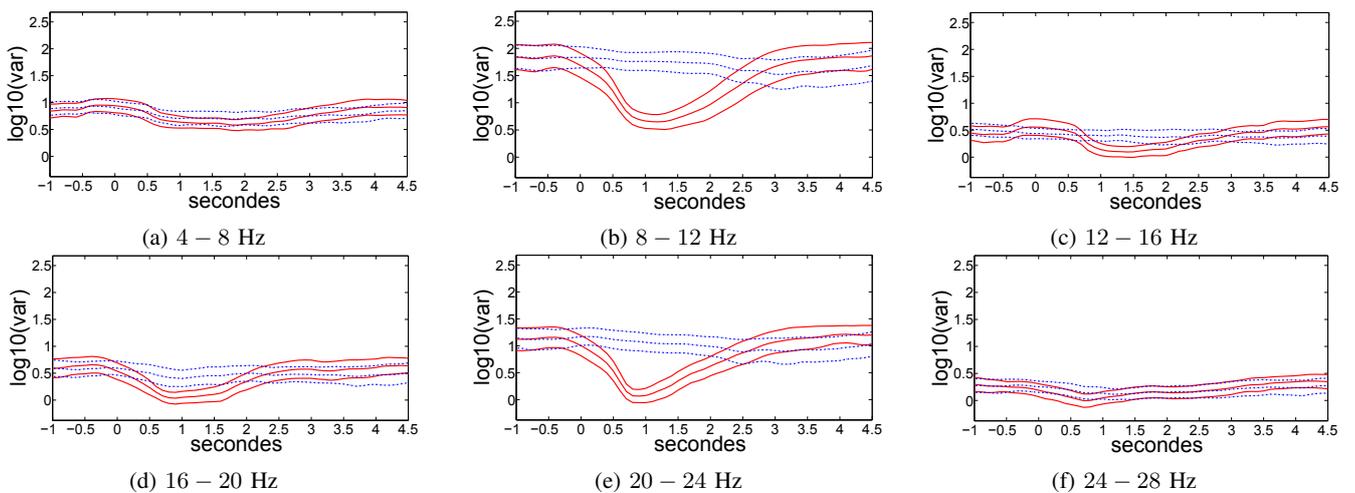


FIGURE 2: Ensemble de courbes pour l'analyse par l'expert d'une imagination motrice de la main gauche au niveau de l'électrode C4

gnaux est traitée de manière plus robuste.

Une interface utilisateur ergonomique est en cours de développement, permettant à l’expert de sélectionner facilement différents intervalles temps-fréquence. Par conséquent, la sélection à partir des courbes est accessible à un non-initié à la programmation. Cette interface permet également un gain de temps car l’expert analysera les résultats au moyen du clavier et de la souris et non plus en modifiant le code source.

III. RÉSULTATS ET COMPARAISON

Dans ce papier notre méthode est évaluée sur les signaux EEG, libres d’accès, du jeu de données 2A de la compétition BCI IV, qui a été largement utilisé à des fins comparatives [8]. Ce jeu de données comprend les signaux EEG bruts enregistrés par 22 électrodes sur 9 sujets. Les sujets devaient réaliser des tâches d’imagination motrice de la main droite, de la main gauche, des pieds et de la langue. Les tâches d’imagination motrice ont été réalisées pendant quatre secondes à partir de la présentation d’une cible. Chaque utilisateur réalise deux sessions sur différents jours afin d’obtenir un ensemble de données d’apprentissage et un ensemble de données d’évaluation.

Seules les données enregistrées pendant les mouvements imaginés de la main droite et de la main gauche ont été utilisées pour évaluer notre méthode, afin de la comparer avec celles présentées dans [5] et [6]. Les signaux EEG enregistrés au niveau de C3 et C4 ont été filtrés spatialement par un Laplacien. On obtient ainsi deux signaux d’intérêt pour le mode apprentissage, un pour chaque tâche motrice : le signal issu du filtrage spatial de C3 (resp. C4) est connu pour présenter une ERD lorsque l’utilisateur réalise une imagination motrice de la main droite (resp. gauche). Ces signaux sont filtrés par deux ensembles de six filtres passe-bande (Butterworth d’ordre 5), donnant ainsi douze signaux d’intérêt. Finalement, le logarithme de la variance est calculé à partir de fenêtres glissantes puis agrégé afin de déterminer le décours temporel de la moyenne et de l’écart-type sur l’ensemble des essais.

Ensuite, l’expert examine les courbes tracées pour chaque tâche motrice et chaque bande de fréquence afin de retenir les intervalles temps-fréquence qu’il considère comme les plus discriminants entre l’imagination motrice de la main gauche et de la main droite. Par exemple, les courbes tracées sur la figure 2 correspondent aux signaux, examinés par l’expert, de l’ensemble des données d’apprentissage pour le sujet 9. Les filtres CSP sont ensuite déterminés pour chaque intervalle temps-fréquence, un classifieur LDA est calculé puis évalué, à partir de l’ensemble des données d’apprentissage. Le taux de bonne classification, bien qu’obtenu sur les données d’apprentissage, peut être utilisé par l’expert pour ajouter/enlever des intervalles temps-fréquence en tenant compte du compromis entre performance et parcimonie.

Pour chaque sujet, la figure 4 montre le premier intervalle temps-fréquence que notre expert considère comme le plus discriminant entre l’imagination motrice de la main gauche et de la main droite. La ligne verticale noire en poin-

tillés délimite l’intervalle de temps sélectionné dans chaque bande de fréquence. On peut observer que les différences entre les deux imaginations motrices sont plus visibles sur les signaux EEG des sujets 1, 3, 7, 8, et 9 que sur les autres sujets. Le Tableau 1 indique l’ensemble des intervalles temps-fréquence qui ont été retenus par notre expert.

Sujets	Intervalles temps-fréquence $[t_1 - t_2$ (s); $f_1 - f_2$ (Hz)]
1	[0.5-3.5; 8-12], [0.5-4; 12-16], [0.5-1.5; 20-24], [0.5-2.5; 24-28]
2	[0.5-1.5; 12-16], [0.5-1.5; 16-20]
3	[0.5-4; 8-12]
4	[0-1; 8-12], [1-2.5; 16-20], [0.5-2; 24-28]
5	[0-3; 4-8], [0-1.7; 20-24], [0-3; 24-28]
6	[0-1.5; 8-12], [0-2; 12-16], [0.5-2; 24-28]
7	[0-4; 4-8], [0.5-4; 8-12], [0.5-3.5; 16-20]
8	[0-1.5; 8-12], [1-3; 12-16], [0.5-3; 16-20], [0.5-2.5; 20-24]
9	[0.5-2.5; 8-12]

Tableau 1: Intervalles temps-fréquence pour chaque sujet

A partir de cet ensemble d’intervalles temps-fréquence, et du processus de traitement en ligne de la figure 3, notre méthode est comparée à : 1) un CSP basique; 2) un CSP régularisé pondéré de Tikhonov (WTRCSP, weighted Tikhonov regularized CSP) présenté dans [5]; 3) la méthode dite de “backward-elimination” (BE) décrite dans [6]. Le CSP basique et le WTRCSP, qui est le meilleur CSP régularisé selon [5], sont calculés sur une large bande de fréquence allant de 8 à 30 Hz et sur un intervalle de temps entre 0.5 et 2.5 s après la cible. La méthode BE calcule les filtres CSP sur des bandes fréquentielles spécifiques à chaque utilisateur et un intervalle de temps entre 0 et 3 s après la cible.

Le tableau 2 indique les taux de classification (en %) pour chaque sujet et chaque méthode de traitement. Le taux de classification le plus élevé pour chaque sujet est indiqué en gras. Notre méthode (classification moyenne $m = 83.71 \pm 14.6\sigma$) présente de meilleurs résultats pour 6 des 9 sujets comparée aux autres méthodes. Les résultats de notre méthode sont inférieurs pour les sujets 2, 5, et 9 mais égaux pour le sujet 3. Notre méthode est surtout bénéfique aux sujets 4 et 7 pour lesquels les performances croissent respectivement de 9 et 15 points comparée à la méthode concurrente la plus performante. On peut remarquer que les méthodes qui adaptent l’intervalle fréquentiel à l’utilisateur, telles que la notre (mean $m = 83.71$) et la méthode BE ($m = 79.43$), obtiennent de meilleurs résultats comparés à un CSP basique ($m = 78.01$) et un WTRCSP ($m = 78.47$) calculés sur une large bande de fréquence.

IV. DISCUSSION

D’après la figure 4 une décroissance de la puissance du signal EEG, même faible, apparaît sur le cortex moteur controlatéral de tous les sujets. La puissance du signal EEG enregistré sur le cortex moteur ipsilatéral reste stable, excepté pour le sujet 7. Bien que pour ce sujet une ERD soit présente sur le cortex moteur des deux hémisphères (voir figure 4g), la décroissance de la puissance du signal EEG est davantage prononcée sur l’hémisphère controlatéral

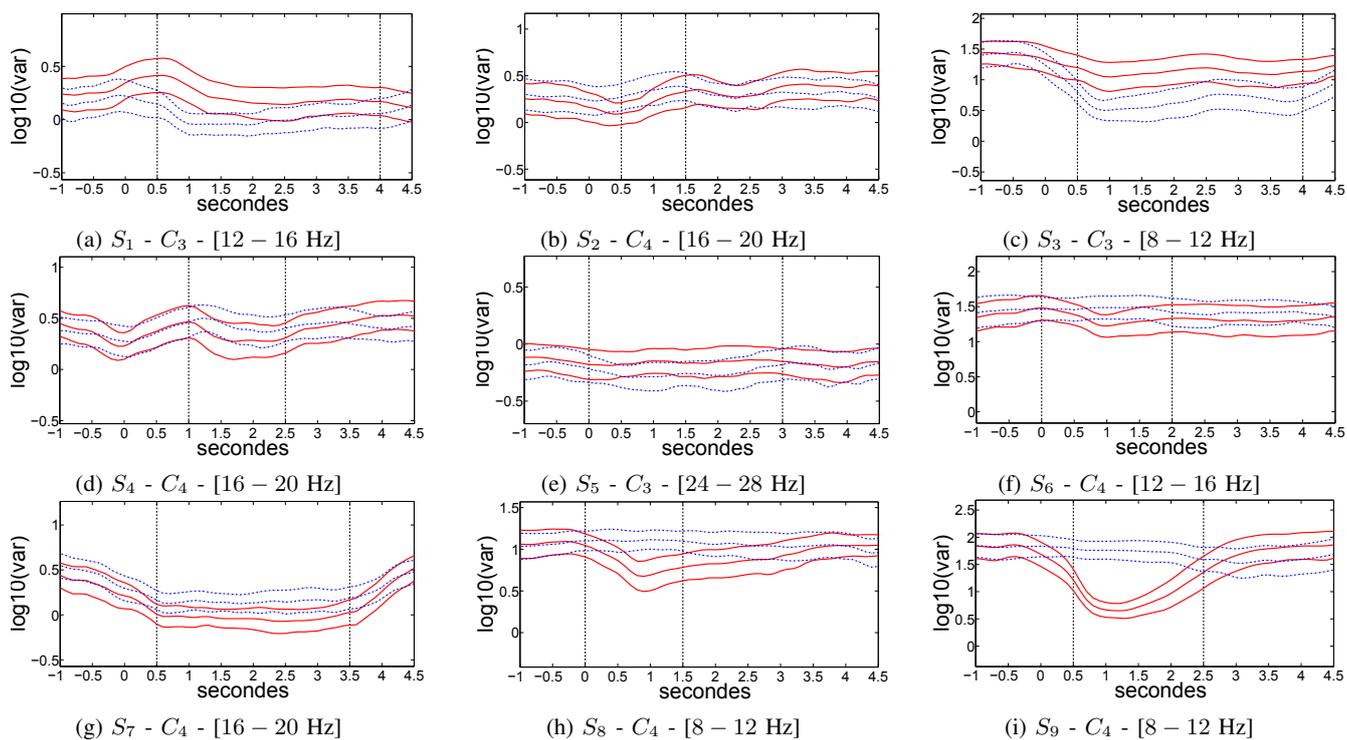


FIGURE 4: Premiers intervalles temps-fréquence pour chaque sujet, les lignes verticales noires en pointillées délimitent l'intervalle de temps

	CSP basique	WTRCSP	BE	Notre méthode
Sujet1	88.89	88.89	90.28	92.36
Sujet2	51.39	54.86	63.19	61.11
Sujet3	96.53	96.53	93.75	96.53
Sujet4	70.14	70.14	70.14	79.17
Sujet5	54.86	65.97	72.92	62.5
Sujet6	71.53	61.81	65.97	75.69
Sujet7	81.25	81.25	75	96.53
Sujet8	93.75	95.83	91.67	97.22
Sujet9	93.75	90.97	92.36	92.36
Moyenne	78.01	78.47	79.48	83.71
Ecart-type	14.6	15.65	12.41	17.01

Tableau 2: Taux de classification pour chaque sujet

que du côté ipsilatéral, permettant de discriminer les tâches motrices de la main gauche et de la main droite. Cette différence de distribution spatiale est indispensable pour sélectionner les intervalles temps-fréquence qui discriminent le mieux les deux tâches motrices. De plus, la distribution fréquentielle et temporelle des ERD varie selon les sujets, justifiant une adaptation des intervalles temps-fréquence à chaque utilisateur. En effet, l'ERD des sujets 3, 8, et 9 est focalisée sur le rythme α alors que celle des sujets 1, 2, 4, 5, 6, et 7 est focalisée sur le rythme β . En outre, même si l'ERD apparaît dans l'intervalle de temps délimité par le paradigme (entre 0 et 4 s), les instants de début et de fin sont variables d'un sujet à un autre. La figure 4 présente une différence plus importante entre les tâches motrices concernant la puissance du signal EEG pour les

sujets 1, 3, 7, 8, et 9. Dans le même temps le taux de bonne classification, concernant notre méthode, est meilleur ($> 90\%$) pour ces sujets. Cela semble indiquer que meilleure est la différence entre les tâches motrices concernant la puissance du signal EEG, meilleur est le taux de bonne classification.

Les taux de bonne classification de notre méthode sont prometteurs pour les sujets 4 et 7. Pour le sujet 4 le taux de bonne classification croit de 70.14% à 79.17%. D'après [9], un taux de 70% correspond au seuil permettant de contrôler correctement une BCI. En dépassant nettement ce seuil, le sujet 4 sera capable de mieux contrôler une BCI, améliorant ainsi sa motivation. Par conséquent nous espérons renforcer le processus de co-apprentissage entre l'utilisateur et la machine. La performance du sujet 7 est améliorée jusqu'à 96.53% ce qui représente un taux de bonne classification presque parfait. Dans ce cas nous nous attendons à ce que ce sujet contrôle la BCI sans difficultés.

D'après le Tableau 2 la sélection d'intervalles temps-fréquence adaptés à l'utilisateur, comme dans la méthode BE et la nôtre, donne de meilleurs résultats comparée à la sélection d'une large bande de fréquence, comme pour le calcul du CSP basique et du CSP régularisé. Ces résultats confirment ceux de la littérature, admettant que les performances du filtre CSP dépendent des intervalles de fréquence sélectionnés. Comme mentionné précédemment la distribution temporelle de l'ERD, spécifique à chaque utilisateur, affecte les performances du filtre CSP. C'est pourquoi

sélectionner l'intervalle de temps délimitant l'ERD, comme illustré sur la figure 4, permet d'améliorer l'efficacité discriminante des filtres CSP. Il faut souligner que dans la méthode BE, l'intervalle de temps n'est pas adapté à l'utilisateur, pouvant ainsi expliquer la différence de performance avec notre méthode.

V. CONCLUSION

Nous avons proposé une méthode facilement reproductible afin de sélectionner le(s) intervalle(s) temps-fréquence qui discrimine(nt) le mieux différentes tâches d'imagination motrice. La sélection d'intervalles temps-fréquence est adaptée à chaque sujet. Elle est réalisée hors-ligne en utilisant un ensemble de signaux pré-enregistrés. Notre méthode est supervisée par un expert humain qui examine un ensemble de courbes pour chaque tâche d'imagination motrice à travers une analyse temps-fréquence des signaux EEG. Les résultats de notre étude confirment le fait qu'une sélection adaptée des intervalles temps-fréquence influe sur les performances du filtre CSP, comme indiqué dans la littérature. De plus notre méthode recueille des informations détaillées concernant les motifs neurophysiologiques qui apparaissent dans les signaux EEG quand l'utilisateur réalise des tâches d'imagination motrice. Cela permet une meilleure compréhension des différences de performance entre les sujets.

RÉFÉRENCES

- [1] T. O. Zander, C. Kothe, S. Welke, and R. M., "Enhancing human-machine systems with secondary input from passive brain-computer interfaces," in *4th International BCI Workshop & Training Course*, Graz, Austria, 2008.
- [2] G. Pfurtscheller and F. H. L. da Silva, "Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization : basic principles," *Clinical Neurophysiology*, vol. 110, no. 11, pp. 1842–1857, 1999.
- [3] B. Blankertz, R. Tomioka, S. Lemm, M. Kawanabe, and K.-R. Müller, "Optimizing spatial filters for robust eeg single-trial analysis," *Signal Processing Magazine, IEEE*, vol. 25, no. 1, pp. 41–56, 2008.
- [4] K. K. Ang, Z. Y. Chin, H. Zhang, and C. Guan, "Filter bank common spatial pattern (FBCSP) in brain-computer interface," *IEEE International Joint Conference on Neural Networks*, pp. 2390–2397, 2008.
- [5] F. Lotte and C. Guan, "Regularizing common spatial patterns to improve BCI designs : unified theory and new algorithms," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 58, no. 2, pp. 355–362, 2011.
- [6] H. Raza, H. Cecotti, and G. Prasad, "Optimising frequency band selection with forward-addition and backward-elimination algorithms in EEG-based brain-computer interfaces," *International Joint Conference on Neural Networks*, pp. 1–7, 2015.
- [7] D. J. McFarland, "The advantages of the surface Laplacian in brain-computer interface research," *International Journal of Psychophysiology*, vol. 93, no. 3, pp. 271–276, 2015.
- [8] C. Brunner, R. Leeb, G. Müller-Putz, A. Schlögl, and G. Pfurtscheller, "BCI competition 2008-graz data set A," *Institute for Knowledge Discovery (Laboratory of Brain-Computer Interfaces), Graz University of Technology*, pp. 136–142, 2008.
- [9] A. Kübler, N. Neumann, B. Wilhelm, T. Hinterberger, and N. Birbaumer, "Predictability of brain-computer communication," *Journal of Psychophysiology*, vol. 18, no. 2/3, pp. 121–129, 2004.