HAL open science

Apprendre à contrôler une interface cerveau-ordinateur : le projet BrainConquest

Fabien Lotte, Aurélien Appriou, Camille Benaroch, Pauline Dreyer, Alper Er, Thibaut Monseigne, Léa Pillette, Smeety Pramij, Sébastien Rimbert, Aline Roc

To cite this version:

Fabien Lotte, Aurélien Appriou, Camille Benaroch, Pauline Dreyer, Alper Er, et al.. Apprendre à contrôler une interface cerveau-ordinateur : le projet BrainConquest. Neurotechnologies et innovation responsable © Annales des Mines / Réalités Industrielles, pp.16-22, 2021. hal-03320878

HAL Id: hal-03320878

https://inria.hal.science/hal-03320878

Submitted on 16 Aug 2021

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

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

Apprendre à contrôler une interface cerveau-ordinateur : le projet BrainConquest

Par Fabien LOTTE, Aurélien APPRIOU, Camille BENAROCH, Pauline DREYER, Alper ER, Thibaut MONSEIGNE, Léa PILLETTE, Smeety PRAMIJ, Sébastien RIMBERT et Aline ROC (1)
Inria Bordeaux Sud-Ouest, LaBRI (CNRS, Université Bordeaux, Bordeaux INP), Talence

Les interfaces cerveau-ordinateur (ou *Brain-Computer Interface* – BCI) sont des neurotechnologies très prometteuses pour de nombreuses applications. Mais elles sont actuellement encore insuffisamment fiables. Les rendre fiables et utilisables nécessite non seulement des améliorations côté machine (par exemple, en améliorant leurs algorithmes d'analyse des signaux cérébraux), mais aussi côté utilisateur. En effet, contrôler une BCI est une compétence qui s'apprend et qui demande de la pratique. Malheureusement, la communauté scientifique comprend encore très mal comment entraîner cette compétence efficacement. Dans cet article, nous présentons les recherches menées dans le cadre du projet BrainConquest, dont l'objectif est justement de comprendre, de modéliser et d'optimiser cet entraînement utilisateur dans les BCI. Nous illustrons ainsi au travers d'exemples les différents facteurs qui peuvent influencer les performances de contrôle d'une BCI (par exemple, la personnalité de l'utilisateur, ou son état mental), le type de retour perceptif (le *feedback*) et le type d'exercices d'entraînement qui peuvent être proposés aux utilisateurs, ou encore les applications concrètes de ces entraînements BCI, par exemple des technologies d'assistance ou en matière de rééducation motrice.

Introduction

Les interfaces cerveau-ordinateur (ou *Brain-Computer Interface* – BCI) sont des systèmes de communication et de contrôle permettant à un utilisateur d'envoyer des commandes à un ordinateur sans aucune activité physique ([24], [12] et [13]). Typiquement, la BCI permet de mesurer et de reconnaître l'activité cérébrale (généralement par électro-encéphalographie, ou EEG) associée à l'intention de l'utilisateur et la convertit en une commande pour une application. Par exemple, une BCI peut reconnaître grâce aux signaux EEG d'un utilisateur qu'il imagine un mouvement de sa main gauche ou droite pour faire bouger à l'écran un curseur vers la gauche ou la droite, et respectivement. Puisque les BCI permettent une interaction directe entre le cerveau et le monde extérieur, elles sont la promesse d'une révolution de l'interaction humain-machine en général, par exemple au travers des technologies d'assistance ou des jeux vidéo.

Malgré leurs promesses, les BCI sont encore très peu utilisées hors des laboratoires, notamment à cause de leur mauvaise fiabilité. Par exemple, parmi les BCI actuelles, celles utilisant deux mouvements imaginés des mains (on parle de tâche mentale – TM) comme commandes mentales, décodent correctement moins de 80 % de ces commandes en moyenne ([15] et [9]), tandis que 10 à 30 % des utilisateurs ne parviennent pas du tout à contrôler ces BCI [1]. Ainsi, pour que les BCI puissent véritablement être utiles à des personnes gravement paralysées et à des utilisateurs en bonne santé, il faut qu'elles deviennent fiables et utilisables en pratique, hors des laboratoires.

Jusqu'à présent, la majorité des recherches en BCI ont été dédiées au traitement et à la classification des signaux EEG. Cela a donné lieu à la conception et à l'étude d'une pléthore d'algorithmes d'apprentissage artificiel (ou *Machine Learning* – ML) pour les BCI [18]. Si ces recherches ont permis des progrès, elles ont cependant trop souvent ignoré un élément essentiel d'une BCI : l'utilisateur. En effet, contrôler une BCI est une compétence qui s'apprend et qu'il faut entraîner, notamment pour les BCI utilisant des TM (TM-BCI) [12]. Si l'utilisateur ne peut pas géné-

(1) Un article collectif auquel tous les auteurs ont contribué de manière égale.

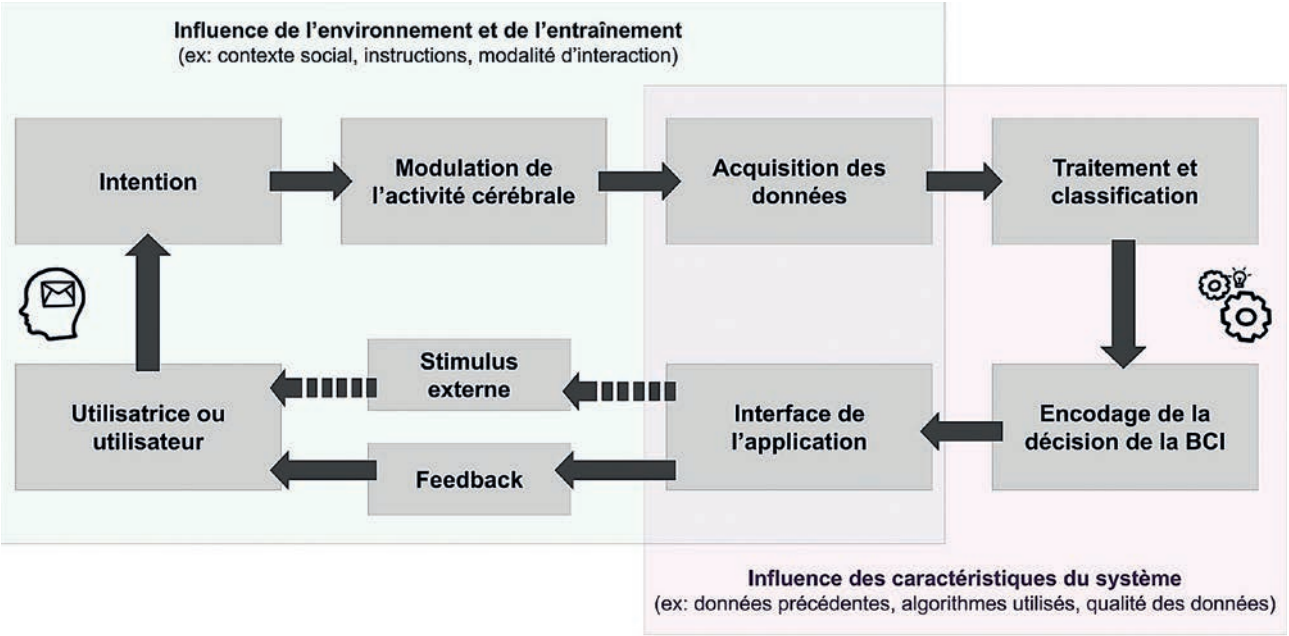


Figure 1 : Architecture d'une boucle de contrôle BCI *online.*

rer des motifs EEG qui soient stables et distincts, alors peu importe l'algorithme d'analyse des signaux EEG qui sera utilisé, puisque ce dernier ne pourra pas reconnaître les motifs EEG produits. Ainsi, une BCI est un système de communication co-adaptatif (voir la Figure 1 ci-dessus) : l'apprentissage de la machine doit être couplé à des sessions d'entraînement de l'utilisateur afin de permettre à celui-ci d'atteindre une performance de contrôle acceptable. Cependant, aujourd'hui, est mal appréhendée la manière de faire pour que l'utilisateur apprenne à contrôler le plus efficacement et rapidement possible une BCI. L'entraînement BCI actuellement dispensé est donc très imparfait, alors qu'il est un élément-clé de la fiabilité des BCI [19]. L'objectif du projet BrainConquest (projet ERC Starting Grant, 2017-2022) est justement de répondre à ce problème, c'est-à-dire de comprendre, de modéliser et d'optimiser l'entraînement utilisateur pour les TM-BCI afin d'obtenir des BCI beaucoup plus fiables.

Pour ce faire, le projet s'articule autour de trois axes :

- comprendre l'apprentissage des utilisateurs en modélisant leurs performances et leurs progrès en fonction de différents facteurs pouvant les influencer, tels que la personnalité de chacun d'eux ou leur état mental ;
- optimiser l'entraînement des utilisateurs en améliorant le retour (c'est-à-dire le *feedback*) fait par la machine aux utilisateurs, et en proposant des exercices adaptés à leur état mental (par exemple, leur niveau de fatigue cognitive) et leurs traits de caractère stables, tels que la personnalité ;
- mettre en place une plateforme expérimentale afin d'implémenter, d'évaluer et d'utiliser nos nouveaux BCI et entraînements associés dans le but d'applications concrètes telles que la rééducation motrice.

Dans la suite de cet article, nous allons décrire nos résultats scientifiques principaux suivant les trois axes précités.

Comprendre et modéliser l'apprentissage utilisateur en BCI

Pour pouvoir optimiser l'entraînement en BCI, il faut d'abord bien le comprendre et le modéliser, pour ensuite en déduire les facteurs sur lesquels on peut jouer dans le but d'améliorer les performances et l'apprentissage de l'utilisateur.

Modéliser les performances et l'apprentissage de l'utilisateur

Pour étudier et modéliser statistiquement la manière dont les utilisateurs apprennent à produire des commandes BCI, nous créons des modèles computationnels interprétables capables de prédire les performances moyennes et la progression des utilisateurs de BCI. Ces modèles nous les créons à partir de facteurs provenant des utilisateurs eux-mêmes comme leurs traits de personnalité [5], ou les caractéristiques de leur activité EEG [38]. Ils prennent également en compte les caractéristiques liées à l'apprentissage de la machine, laquelle apprend à décoder les signaux EEG produits par les utilisateurs pour les transformer en commande, mais aussi générer du *feedback*. En combinant ces différents modèles, nous espérons pouvoir être à même de prédire à tout moment les performances des utilisateurs de BCI et ainsi identifier les facteurs ayant une influence sur ces dernières afin d'optimiser l'entraînement des utilisateurs. Jusqu'à présent ces études ont pu montrer, par exemple, que les utilisateurs anxieux ou ceux dont les signaux EEG sont très variables (même lorsqu'ils sont au repos) ont généralement plus de mal à contrôler les BCI ([5] et [38]), tandis que ceux pour lesquels la machine identifie un rythme μ (signaux EEG oscillant autour de 10 Hz) important, affichent généralement de bonnes performances en matière de contrôle [6].

Modéliser l'état de l'utilisateur

Comme pour toute tâche d'apprentissage, l'efficacité de l'apprentissage au contrôle d'une BCI dépend aussi de l'état mental de l'utilisateur, tel que son niveau d'attention ([17], [16] et [2]). Pour adapter l'entraînement BCI à l'utilisateur, il est donc intéressant d'estimer ses états mentaux à partir de signaux EEG et/ou physiologiques (par exemple, le rythme cardiaque).

Nous avons ainsi cherché à estimer des niveaux d'états affectifs, en particulier la valence (l'émotion ressentie est-elle positive ou négative ?) et l'activation émotionnelle (ou *arousal*, l'excitation suscitée par l'émotion), ainsi que des niveaux de charge cognitive (quantité d'efforts mentaux) de l'utilisateur au travers de ses signaux EEG. En utilisant différents algorithmes de ML, nous avons pu montrer que ces états mentaux étaient reconnaissables dans l'EEG, avec, cependant, des taux de bonne classification modestes, de l'ordre de 60-70 % (pour pouvoir distinguer entre eux deux états mentaux) pour les meilleurs algorithmes [4].

Ensuite, nous nous sommes intéressés à un état mental clé pour l'apprentissage, mais non encore étudié en BCI : la curiosité. Nous avons ainsi mené une expérience mesurant les signaux EEG et physiologiques des participants placés dans un état de curiosité élevée ou basse à l'aide de questions de type *trivial pursuit,* étant, selon le cas, intéressantes ou ennuyeuses [3]. Nos résultats indiquent qu'à l'aide d'algorithmes de ML, on peut discriminer les états curieux des états non curieux grâce aux signaux EEG (65 % de bonne reconnaissance), mais aussi *via* une mesure de la respiration de l'utilisateur (60 %).

Afin de simplifier l'utilisation et la diffusion d'algorithmes de ML pour analyser les signaux EEG et physiologiques, notamment ceux prometteurs pour l'estimation des états mentaux, nous avons développé (en langage Python) et mis en partage en libre accès et donc gratuitement une bibliothèque baptisée BioPyC [2].

Ces recherches fondamentales enrichissent l'état de l'art sur l'évaluation des états mentaux par EEG et représentent un point de départ vers l'estimation des états mentaux lors de l'entraînement des utilisateurs de BCI. Cela permettrait d'ouvrir la voie vers une adaptation en temps réel de cet entraînement BCI à l'état de l'utilisateur, afin, nous l'espérons, de rendre cet entraînement plus efficace.

Optimiser l'entraînement utilisateur

L'entraînement utilisateur est largement délaissé dans de nombreuses études BCI. Pourtant, c'est au cours des sessions d'entraînement [35] que les utilisateurs vont progressivement parvenir à la compréhension du fonctionnement des BCI et acquérir les compétences nécessaires pour produire des motifs EEG que la BCI pourra reconnaître. Trouvant leur inspiration dans d'autres domaines comme les sciences de l'éducation [19], plusieurs avancées ont été testées, notamment en ce qui concerne le *feedback* [27] ou les exercices d'entraînement.

Améliorer le *feedback*

Le *feedback* correspond à l'information qui est fournie aux utilisateurs pour apprendre à exécuter une tâche déterminée, c'est un élément-clé des BCI [19]. Son efficacité varie toutefois en fonction du profil des utilisateurs (par exemple, leurs capacités attentionnelles) ([16] [17] et [27]). Le *feedback* doit donc être soigneusement conçu [37]. Il est caractérisé par son contenu (l'information fournie), par la modalité de sa présentation (façon dont l'information est fournie), ainsi que par sa temporalité (le moment où l'information est fournie) [27].

Traditionnellement, le *feedback* fourni durant un entraînement BCI correspond à une barre dont la taille varie en fonction de ce que l'ordinateur reconnaît de la TM réalisée par l'utilisateur [39]. Toutefois, les caractéristiques de ces *feedbacks* traditionnels ne correspondent pas aux recommandations faites dans les domaines de l'éducation et de la psychologie ([27] et [19]). Par exemple, le contenu actuel du *feedback* n'informe pas l'utilisateur sur ce qu'il faudrait modifier à sa TM pour qu'elle soit mieux reconnue par la BCI.

Nous avons donc contribué à la création de nouveaux *feedbacks* et étudié leur influence sur l'entraînement des utilisateurs en prenant en compte les profils de ces derniers. Tout d'abord, nous avons montré qu'ajouter des formes complexes de présence sociale et de *feedback* émotionnel au contenu du *feedback* BCI *via* l'utilisation d'un compagnon d'apprentissage tangible ou *via* la présence des expérimentateurs, a une influence différente sur l'entraînement des utilisateurs de BCI en fonction de leur autonomie, de leur anxiété et de leur sexe ([28] et [31]). Ensuite, la modalité de présentation du *feedback* – une présentation visuelle en réalité augmentée et haptique – peut être mise à profit pour améliorer sur le long terme l'apprentissage du contrôle d'une BCI ; elle devrait en outre être adaptée au niveau d'expertise (voir la Figure 3 de la page 20). Enfin, nous avons initié des travaux afin d'adapter la dimension temporelle du *feedback* aux capacités attentionnelles des apprenants. Ces travaux ont montré qu'il est possible de classifier et de décoder différents états attentionnels à partir de données EEG [27].

Améliorer les tâches d'entraînement

Pour accroître la motivation de certains utilisateurs, il semble utile de leur proposer des exercices ludiques, à jouer seul [36] ou à plusieurs ([10] et [25]).

Cependant, la majorité des études BCI actuelles utilisent des protocoles standard datant de plus de vingt ans (voir, par exemple, [40] et [26]). Généralement, une session d'entraînement se compose d'un seul exercice répété plusieurs fois : l'utilisateur s'entraîne en se conformant toujours aux mêmes instructions, objectifs, *feedback* et TM imposées (généralement de l'imagerie motrice, comme s'imaginer en train de serrer sa main droite), en réalisant ses tâches en respectant la même durée, le même ordre, etc. Cette répétition d'exercices toujours identiques est monotone, et en outre inadaptée. En effet, réaliser une tâche complexe telle que le contrôle d'une TM-BCI fait probablement appel à plusieurs compétences : produire une activité cérébrale suffisamment différente pour chaque commande, pour que la machine puisse distinguer ces dernières, maintenir l'exé-

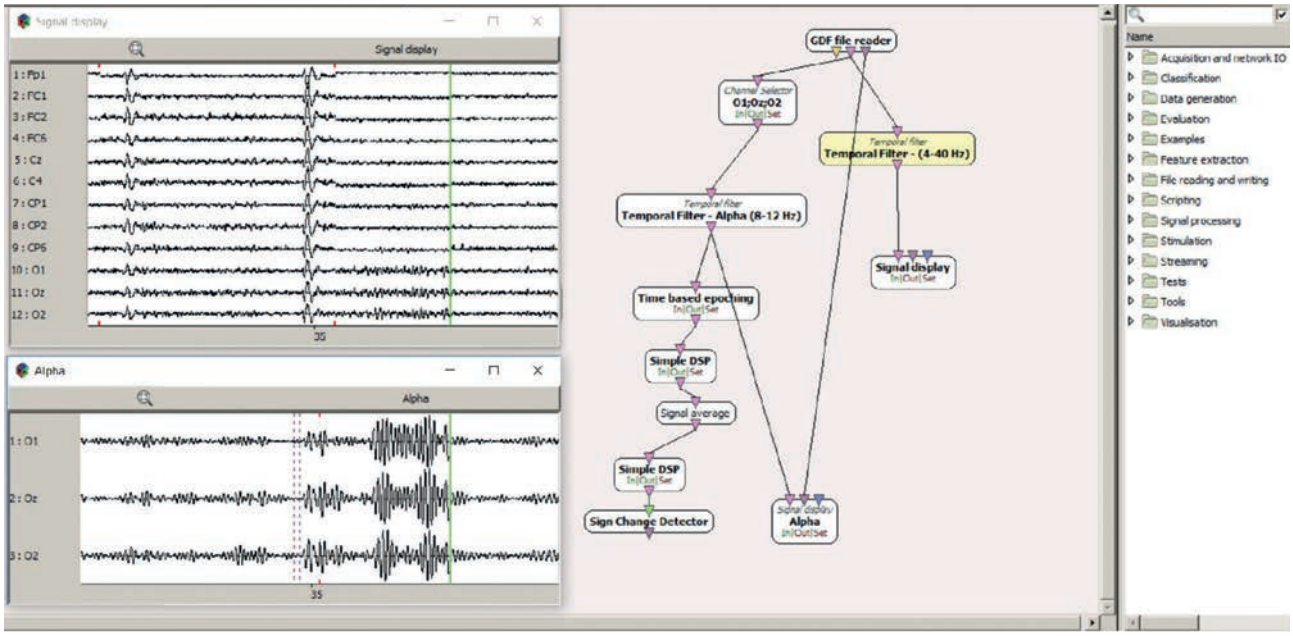


Figure 2 : Le logiciel libre OpenViBE servant à la conception et à l'utilisation des BCI.

cution d'une TM sur une certaine durée ou savoir rester immobile pour ne pas perturber le signal. Il faut également apprendre à identifier les stratégies utiles, par exemple en faisant varier les caractéristiques des TM (pour un mouvement imaginé : sa durée, sa force, la nature du geste, etc.).

Afin d'améliorer l'apprentissage, il est souhaitable de passer par un entraînement progressif, avec une difficulté croissante ([21], [19] et [33]). En se basant sur le profil des utilisateurs, sur leurs performances passées ou sur leurs états mentaux du jour, des changements automatiques et personnalisés dans les exercices peuvent également être proposés ([23] et [22]), tels que changer l'ordre des exercices, *via* les instructions, l'objectif à atteindre ou le contenu du *feedback*. Des exercices d'entraînement visant à améliorer les capacités attentionnelles (indépendamment des BCI), comme la méditation [14], semblent également pouvoir augmenter les performances BCI.

Implémenter et utiliser les systèmes BCI

Au-delà des recherches précédentes qui fournissent des connaissances et des méthodes pour améliorer l'apprentissage des BCI, le projet BrainConquest propose également des outils concrets pour la communauté, notamment des logiciels et des données, et des applications hors des laboratoires.

Le logiciel OpenViBE

OpenViBE [32] est une plateforme logicielle libre et gratuite. Largement utilisée dans la communauté BCI, elle est dédiée à l'acquisition, au traitement, à la classification et à la visualisation de signaux cérébraux (voir la Figure 2 en haut de page). Son développement, débuté en 2006, se poursuit notamment dans le cadre de BrainConquest.

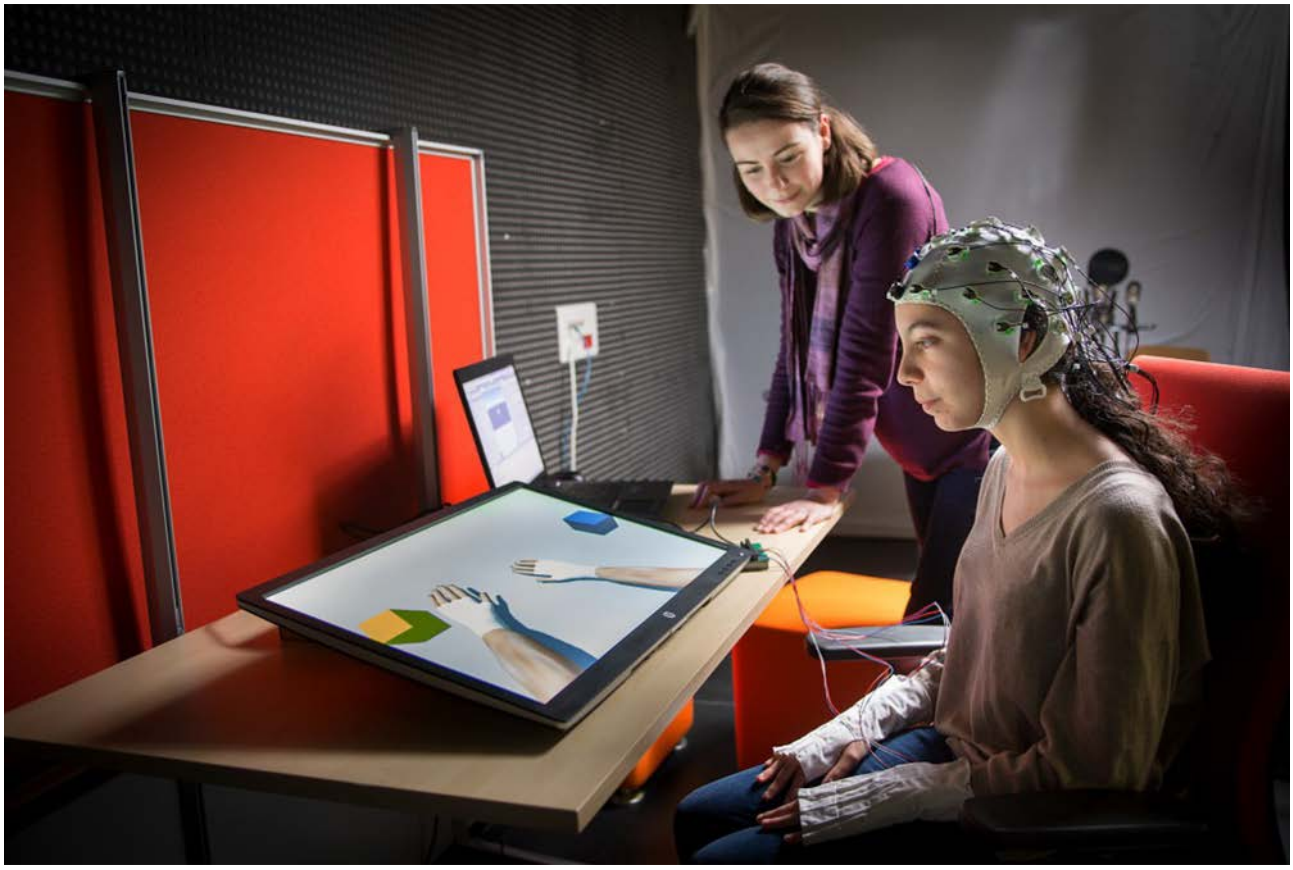
De nombreux BCI et protocoles d'entraînement développés dans le cadre de BrainConquest sont et seront partagés en licence libre avec la communauté *via* OpenViBE. Par exemple, de nouveaux algorithmes de classification des signaux EEG ont été implémentés, tout comme a été conçu un nouveau *feedback* permettant l'apprentissage de TM multiples. De plus, une importante modification du code d'OpenViBE a eu lieu afin de rendre la plateforme plus stable, ce qui nécessite moins de ressources pour l'exploiter et la rend plus facile à utiliser à la fois par les expérimentateurs et les développeurs, qu'ils soient experts ou novices.

Partage des données

Au-delà du partage de logiciels, les nombreuses expériences menées dans le cadre du projet BrainConquest permettent de générer des bases de données qui seront, à terme, partagées de manière permanente et gratuite avec la communauté scientifique. Nous partagerons notamment : les signaux EEG et physiologiques des participants ; les informations relatives à leur profil : démographie, état actuel (par exemple, leur état de fatigue ou leur motivation, mesurés au travers de questionnaires), leurs traits de personnalité ou leurs performances BCI ; ou encore les codes et données OpenViBE (par exemple, les paramètres des algorithmes de *machine learning*) générés lors de chaque expérience. Cela permettra à la communauté d'étendre ses recherches, par exemple en utilisant nos nombreuses données EEG pour concevoir de nouveaux algorithmes de *machine learning* ou pour identifier de nouveaux facteurs influençant l'apprentissage en matière de BCI.

Applications

Au cours de ces dernières décennies, de nombreuses applications des BCI ont été testées : contrôle d'un curseur en s'imaginant bouger la main droite ou la main gauche [39], contrôle d'un fauteuil roulant [21], communication bidirectionnelle avec des patients en état végétatif [8], rééducation après un accident vasculaire cérébral (AVC) [11], nouveaux systèmes de jeux vidéo [20] ou encore amélio-



© Inria/Photo©Morel

Figure 3 : Le système BCI et le *feedback* associé développés dans le cadre du projet BrainConquest pour améliorer la rééducation motrice post-AVC [30].

Photo © Aurélien Appriou

Figure 4 : Entraînement d'un utilisateur tétraplégique au contrôle par la BCI d'un jeu de course de voitures, en vue de sa participation au Cybathlon [7].

ration de la surveillance des réveils peropératoires [34]. Malgré ce potentiel prometteur, les BCI basées sur les TM sont encore très peu utilisées en dehors des laboratoires, notamment en raison de leur mauvaise fiabilité. L'approche innovante du projet BrainConquest, qui consiste à modifier radicalement la manière de concevoir une BCI et doit permettre aux utilisateurs finaux d'apprendre à contrôler efficacement une BCI, permet de répondre à cette problématique. L'intérêt de cette approche a par exemple été étudié dans le cadre de la rééducation motrice fonctionnelle prodiguée après un AVC : nous avons ainsi identifié un nouveau facteur influençant potentiellement la qualité de cette rééducation, à savoir les capacités somatosensorielles des patients [29], et proposé en conséquence un nouveau *feedback* [30] (voir la Figure 3 de la page précédente). À ce titre, les nouveaux algorithmes développés dans le cadre du projet BrainConquest devraient permettre de décoder de manière robuste l'intention du patient de vouloir bouger son membre paralysé, tandis que nos méthodes d'entraînement adaptatives pourraient permettre de guider et d'optimiser le processus d'apprentissage nécessaire à la rééducation, décuplant ainsi son efficacité. Dans le cadre du projet BrainConquest, nous nous sommes également intéressés à l'utilisation des BCI comme technologie d'assistance pour les personnes gravement paralysées. Nous avons notamment entraîné sur plusieurs mois un utilisateur tétraplégique à contrôler une TM-BCI pilotant une voiture virtuelle, dans le but de rendre possible sa participation au Cybathlon, une sorte de jeux paralympiques des technologies d'assistance (voir la Figure 4 de la page précédente) [7].

Conclusion

Les BCI sont des neurotechnologies très prometteuses, mais qui ne pourront tenir toutes leurs promesses qu'en devenant vraiment fiables. Entraîner efficacement les utilisateurs à contrôler les BCI semble être un point essentiel pour y arriver. Mais il reste en la matière encore beaucoup de choses à comprendre. Nous y contribuons en identifiant les facteurs (par exemple, la personnalité ou les états mentaux de l'utilisateur) influençant cet entraînement, en proposant de nouveaux *feedbacks* ou tâches d'entraînement, et en testant les nouveaux entraînements proposés dans des contextes d'applications concrètes, telles que la rééducation post-AVC ou les technologies d'assistance.

Cependant, nous sommes encore confrontés à une difficulté tenant à l'absence d'une théorie complète et précise de l'apprentissage humain en BCI, c'est ce que nous cherchons activement à combler.

Remerciement

Ce travail a été financé par le « European Research Council » à travers le projet BrainConquest (grant ERC-2016-STG-71456).

Références

[1] ALLISON B. & NEUPER C. (2010), "Could anyone use a BCI?", in TAN D. & NIJHOLT A. (Eds), *Brain-Computer Interfaces. Human-Computer Interaction Series,* Springer, London, pp. 35-54.

[2] APPRIOU A. (2020), *Estimating learning-related mental states through brain and physiological signals,* PhD thesis, Université de Bordeaux.

[3] APPRIOU A., CEHA J., PRAMIJ S., DUTARTRE D., LAW E., OUDEYER P. Y. & LOTTE F. (2020), "Towards measuring states of epistemic curiosity through electroencephalographic signals", *IEEE Syst. Man, Cybern. Conf.*, pp. 4006-4011.

[4] APPRIOU A., CICHOCKI A. & LOTTE F. (2020), "Modern machine learning algorithms to classify cognitive and affective states from electroencephalography signals", *IEEE SMC Magazine*, pp. 1-8.

[5] BENAROCH C., JEUNET C. & LOTTE F. (2019), "Are users' traits informative enough to predict/explain their mental- imagery based bci performances?", in *8th Graz BCI Conference 2019*.

[6] BENAROCH C., JEUNET C. & LOTTE F. (2021), "MI-BCI performances correlate with subject-specific frequency band characteristics", in *Int. BCI Meeting*.

[7] BENAROCH C., SADATNEJAD K., ROC A., APPRIOU A., MONSEIGNE T., PRAMIJ S., MLADENOVIC J., PILLETTE L., JEUNET C. & LOTTE F. (2021), "Long-term BCI training of a tetraplegic user: Adaptive riemannian classifiers and user training", *Frontiers in Human Neuroscience* 15:118.

[8] BIRBAUMER N. (2006), "Breaking the silence: Brain-computer interfaces (BCI) for communication and motor control", *Psychophysiology* 43(6), pp. 517-532.

[9] BLANKERTZ B., SANNELLI C., HALDER S., HAMMER E., KÜBLER A. & MÜLLER K.-R. (2011), "Neurophysiological predictor of SMR-based BCI performance", *Neuroimage* 51, janvier, pp. 1303-1309.

[10] BONNET L., LOTTE F. & LÉCUYER A. (2013), "Two brains, one game: design and evaluation of a multiuser BCI video game based on motor imagery", *IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in games* 5(2), pp. 185-198.

[11] CERVERA M. A., SOEKADAR S. R., USHIBA J., MILLÁN J. D. R., LIU M., BIRBAUMER N. & GARIPELLI G. (2018), "Brain-computer interfaces for post-stroke motor rehabilitation: a meta-analysis", *Annals of Clinical and Translational Neurology* 5(5), pp. 651-663.

[12] CLERC M., BOUGRAIN L. & LOTTE F. (2016), *Interfaces cerveau-ordinateur 1 : Fondements et méthodes,* ISTE-Wiley.

[13] CLERC M., BOUGRAIN L. & LOTTE F. (2016), *Interfaces cerveau-ordinateur 2 : Technologie et applications,* ISTE-Wiley.

[14] ESKANDARI P. & ERFANIAN A. (2008), "Improving the performance of brain-computer interface through meditation practicing", *2008 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 662-665.

[15] GUGER C., EDLINGER G., HARKAM W., NIEDERMAYER I. & PFURTSCHELLER G. (2003), "How many people are able to operate an EEG-based brain-computer interface (bci)?", *IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering* 11(2), pp. 145-147.

[16] JEUNET C., N'KAOUA B. & LOTTE F. (2016), "Advances in user-training for mental-imagery-based BCI control: Psycho- logical and cognitive factors and their neural correlates", *Progress in brain research* 228, pp. 3-35.

[17] KLEIH S. C. & KUBLER A. (2016), "Psychological Factors Influencing Brain-Computer Interface (BCI) Performance", *Proc. – 2015 IEEE Int. Conf. Syst. Man, Cybern. SMC 2015*, pp. 3192-3196.

[18] LOTTE F., BOUGRAIN L., CICHOCKI A., CLERC M., CONGEDO M., RAKOTOMAMONJY A. & YGER F. (2018), "A review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces: a 10 year update", *Journal of neural engineering* 15(3):031005.

[19] LOTTE F., LARRUE F. & MÜHL C. (2013), "Flaws in current human training protocols for spontaneous brain-computer interfaces: lessons learned from instructional design", *Frontiers in human neuroscience* 7:568.

[20] LOUP-ESCANDE E., LOTTE F., LOUP G. & LÉCUYER A. (2017), *User-Centered BCI Videogame Design,* Springer Singapore, pp. 225-250.

[21] McFARLAND D. J., SARNACKI W. A. & WOLPAW J. R. (2010), "Electroencephalographic (EEG) control of three-dimensional movement", *Journal of Neural Engineering* 7(3):036007, may.

[22] MLADENOVIC J. (2019), *Computational Modeling of User States and Skills for Optimizing BCI Training Tasks*, PhD thesis, Bordeaux.

[23] MLADENOVIC J., MATTOUT J. & LOTTE F. (2017), "A generic framework for adaptive EEG-based BCI training and operation", in *Brain-Computer Interfaces Handbook* (pp. 595-612), CRC Press.

[24] NAM C. S., NIJHOLT A. & LOTTE F. (2018), *Brain-computer interfaces handbook: technological and theoretical advances,* CRC Press.

[25] NIJHOLT A. (2015), "Competing and collaborating brains: multi-brain computer interfacing", *Brain-Computer Interfaces*, Springer, pp. 313-335.

[26] PFURTSCHELLER G. & NEUPER C. (2001), "Motor imagery and direct brain-computer communication", *Proceedings of the IEEE* 89(7), pp. 1123-1134.

[27] PILLETTE L. (2019), *Redefining and Adapting Feedback for Mental-Imagery based Brain-Computer Interface User Training to the Learners' Traits and States,* PhD thesis, Université de Bordeaux.

[28] PILLETTE L., JEUNET C., MANSENCAL B., N'KAMBOU R., N'KAOUA B. & LOTTE F. (2020), "A physical learning companion for mental-imagery BCI user training", *International Journal of Human-Computer Studies* 136:102380.

[29] PILLETTE L., LOTTE F., N'KAOUA B., JOSEPH P.-A., JEUNET C. & GLIZE B. (2020), "Why we should systematically assess, control and report somatosensory impairments in BCI-based motor rehabilitation after stroke studies", *NeuroImage: Clinical* 28:102417.

[30] PILLETTE L., N'KAOUA B., SABAU R., GLIZE B. & LOTTE F. (2021), "Multi-session influence of two modalities of feedback and their order of presentation on MI-BCI user training", *Multimodal Technologies and Interaction* 5(3):12.

[31] PILLETTE L., ROC A., N'KAOUA B. & LOTTE F. (2021), "Experimenters' influence on mental-imagery based brain-computer interface user training", *International Journal of Human-Computer Studies* 149:102603.

[32] RENARD Y., LOTTE F., GIBERT G., CONGEDO M., MABY E., DELANNOY V., BERTRAND O. & LÉCUYER A. (2010), "OpenViBE: An Open-Source Software Platform to Design, Test and Use Brain-Computer Interfaces in Real and Virtual Environments", *Presence: Teleoperators and Virtual Environments* 19(1), pp. 35-53.

[33] RIMBERT S., BOUGRAIN L. & FLECK S. (2020), "Learning How to Generate Kinesthetic Motor Imagery Using a BCI-based Learning Environment: a Comparative Study Based on Guided or Trial-and-Error Approaches", in *SMC 2020 – International IEEE Conference on Systems, Man and Cybernetics*, Toronto (Canada), October. This paper received the 1st Place in the IEEE Brain BMI Workshop Best Student Paper Award.

[34] RIMBERT S., RIFF P., GAYRAUD N., SCHMARTZ D. & BOUGRAIN L. (2019), "Median nerve stimulation based BCI: A new approach to detect intraoperative awareness during general anesthesia", *Frontiers in Neuroscience* 13:622.

[35] ROC A., PILLETTE L., MLADENOVIC J., BENAROCH C., N'KAOUA B., JEUNET C. & LOTTE F. (2021), "A review of user training methods in brain computer interfaces based on mental tasks", *Journal of Neural Engineering* 18(1):011002, february.

[36] RON-ANGEVIN R. & DÍAZ-ESTRELLA A. (2009), "Brain-computer interface: Changes in performance using virtual reality techniques", *Neuroscience letters* 449(2), pp. 123-127.

[37] SHUTE V. J. (2008), "Focus on formative feedback", *Review of educational research* 78(1), pp. 153-189.

[38] TZDAKA E., BENAROCH C., JEUNET C. & LOTTE F. (2020), "Assessing the relevance of neurophysiological patterns to predict motor imagery-based BCI users' performance", in *2020 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, pp. 2490-2495.

[39] WOLPAW J. R., McFARLAND D. J., NEAT G. W. & FORNERIS C. A. (1991), "An EEG-based brain-computer interface for cursor control", *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology* 78(3), pp. 252-259.

[40] WOLPAW J. R., McFARLAND D. J. & VAUGHAN T. M. (2000), "Brain-computer interface research at the wadsworth center", *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering* 8(2), pp. 222-226.