



Apprentissage humain pour les interfaces cerveau-ordinateur

Camille Jeunet, Fabien Lotte, Bernard N’Kaoua

► To cite this version:

Camille Jeunet, Fabien Lotte, Bernard N’Kaoua. Apprentissage humain pour les interfaces cerveau-ordinateur. Wiley; ISTE. Les Interfaces Cerveau-Ordinateur , 1, 2016, Fondements

Méthodes. <hal-01414106>

HAL Id: hal-01414106

<https://hal.inria.fr/hal-01414106>

Submitted on 12 Dec 2016

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.

Chapitre 11

Apprentissage humain pour les interfaces cerveau ordinateur



11.1. Introduction

Les BCI sont définies par Wolpaw [WOL 02] comme étant des outils de communication et de contrôle permettant à un utilisateur d'interagir avec son environnement uniquement via son activité cérébrale. Cette définition met en avant l'aspect fondamental des BCI, c'est-à-dire, l'interaction entre deux composantes : le cerveau de l'utilisateur et l'ordinateur. Il s'agit donc de faire en sorte que ces deux composantes (cerveau et ordinateur) « se comprennent », et s'adaptent l'une à l'autre afin d'optimiser les performances du système (souvent mesurées en terme de taux de bonne classification).

De ce fait, l'architecture du fonctionnement d'une BCI [WOL 02] fait apparaître une boucle composée de deux grandes étapes, faisant suite à l'envoi d'une commande par l'utilisateur via son activité cérébrale (que l'on appellera ÉTAPE 0). Au cours de l'ÉTAPE I, l'ordinateur essaiera de *comprendre* la commande envoyée par l'utilisateur en opérant généralement une extraction de l'information pertinente suivie par une classification. Puis, lors de l'ÉTAPE II, c'est l'utilisateur qui tentera de *comprendre* au mieux la signification du feedback généré par l'ordinateur, qui indique la façon dont ce dernier a reconnu la commande qui lui a été adressée. Afin d'illustrer le fonctionnement de cette boucle, plaçons-nous dans le cadre d'un protocole BCI standard basé sur l'imagerie motrice [PFU 01]. Dans ce protocole, l'utilisateur a la possibilité d'effectuer deux tâches d'imagerie motrice, « imaginer un mouvement de la main gauche » ou « imaginer un mouvement de la main droite », qui sont associées à deux commandes distinctes. Afin de guider l'utilisateur, le système fournit également un feedback, souvent sous forme de barre, indiquant la tâche reconnue par le système. La direction de

la barre dépend de la tâche reconnue par le système (par exemple, barre vers la gauche si la tâche « imagination d'un mouvement de la main gauche » est reconnue). De plus, la taille de la barre dépend de la valeur de sortie du classifieur (i.e., plus cette dernière est élevée, plus le classifieur est confiant dans la reconnaissance de la tâche et plus la barre sera grande) (voir figure 11.2, gauche). Ainsi, dans cet exemple, l'ÉTAPE I de la boucle consiste en la reconnaissance par l'ordinateur de la tâche d'imagerie motrice réalisée par l'utilisateur (L'utilisateur est-il en train d'imaginer un mouvement de la main gauche ou de la main droite ?). Puis, dans l'ÉTAPE II, l'utilisateur devra à son tour comprendre le feedback généré par le système (Que signifie cette barre ? Le système a-t-il bien reconnu la tâche que j'ai effectuée ? Si oui, avec quel niveau de confiance l'a-t-il reconnue ?). Malheureusement, force est de constater que les systèmes actuels ne facilitent pas cette compréhension mutuelle, ce qui peut expliquer les performances modestes des utilisateurs lors du contrôle d'une BCI, ainsi que le taux non négligeable (entre 15% et 30%) d'utilisateurs présentant une incapacité totale à contrôler de tels systèmes [ALL 10].

Comment pourrait-on faciliter cette compréhension ? Depuis quelques années, de nombreux travaux portent sur l'ÉTAPE I de la boucle, c'est-à-dire la compréhension par l'ordinateur de la tâche réalisée par l'utilisateur. Des algorithmes de traitement du signal ainsi que des techniques d'apprentissage artificiel ont été développés dans ce sens. Cependant, deux éléments primordiaux pour l'amélioration des performances en BCI n'ont été que peu explorés :

– L'ÉTAPE 0, *c'est-à-dire, la qualité des signaux générés par l'utilisateur* : pour que les algorithmes de classification puissent être efficaces (c'est-à-dire, pour qu'ils soient capables de reconnaître les tâches d'imagerie mentale grâce à l'extraction de motifs spécifiques dans le signal cérébral), l'utilisateur doit être capable de générer un signal cérébral *stable* à chaque fois qu'il exécute la même tâche, ainsi que des signaux cérébraux *distincts* lorsque les tâches sont différentes. Ces deux éléments correspondent à des compétences non-triviales, nécessitant un apprentissage spécifique et adapté, ce qui n'est que rarement pris en compte dans les protocoles d'apprentissage de BCI [NEU 10].

– L'ÉTAPE II, *c'est-à-dire, la compréhension par l'utilisateur du feedback donné par le système* : Les protocoles BCI standards donnent souvent comme feedback à l'utilisateur une représentation graphique de la sortie du classifieur (par exemple, la barre décrite ci-dessus). Bien qu'informatif (et surtout évaluatif/correctif), ce feedback n'explique en rien à l'utilisateur pourquoi la tâche a été reconnue ou non, et encore moins ce qu'il doit mettre en oeuvre pour améliorer ses performances. Or, dans une récente revue [LOT 13], Lotte et al. montrent que pour être efficace, un feedback doit être explicatif (plutôt que correctif uniquement), multimodal (plutôt que seulement visuel) et enfin clair et explicite (ce qui n'est pas le cas des valeurs de sortie du classifieur pour des non experts).

Ces différents éléments de réflexion permettent de mettre en exergue un point susceptible d'améliorer les performances des utilisateurs : faciliter l'acquisition des compétences en proposant des protocoles d'apprentissage adaptés. Comme nous le verrons dans ce chapitre, la mise en place d'un protocole d'apprentissage nécessite la prise en compte de différents éléments : les instructions/indications données à l'utilisateur, l'environnement dans lequel va se dérouler l'apprentissage, les tâches d'entraînement proposées à l'apprenant ainsi que le feedback qui lui est fourni suite à l'exécution de ces différentes tâches.

Ainsi, dans une première partie, nous présenterons les limites liées aux protocoles standards largement utilisés par la communauté BCI. Puis, nous analyserons les protocoles d'apprentissage proposés en BCI. Nous nous focaliserons sur les protocoles développés pour apprendre à se servir de BCI basées sur l'Imagerie Mentale (IM), aussi connues sous le nom de BCI spontanées. En effet, c'est pour cette catégorie de BCI que l'apprentissage a le plus d'importance. Enfin, dans une troisième partie, nous présenterons des perspectives d'amélioration des protocoles d'apprentissage, basées notamment sur une vision « anthropo-centrée ». Mais avant d'aller plus loin, nous nous proposons de décrire deux approches *historiques* en BCI, sur lesquelles reposent la plupart des protocoles d'apprentissage. Il s'agit du protocole proposé par les chercheurs de Graz [PFU 01] basé sur des techniques d'*apprentissage artificiel*, et du protocole proposé par les chercheurs du Wadsworth center [WOL 00] s'appuyant sur une approche de *Conditionnement Opérant*.

11.2. Illustration : Deux Protocoles Historiques en BCI

Principe du protocole de Graz [PFU 01] - Cette approche est divisée en deux temps : -I- l'entraînement du système et -II- l'entraînement de l'utilisateur. Lors de l'étape -I-, l'utilisateur a pour consigne de réaliser successivement un certain nombre de tâches d'IM (par exemple, imagination de mouvements de la main gauche et de la main droite). A partir de l'enregistrement de l'activité cérébrale générée lors de la réalisation de ces différentes tâches d'IM, le système tente d'extraire du signal des motifs caractéristiques de chacune des tâches mentales (voir chapitre 7). Ces caractéristiques extraites vont alors permettre d'entraîner un *classifieur* dont le but sera de déterminer la *classe* à laquelle appartiennent les signaux (c'est-à-dire, imagination d'un mouvement de la main gauche ou de la main droite) (voir chapitre 12). Il est ensuite courant d'ajuster le classifieur en cours d'apprentissage de manière à prendre en compte les variations de disposition du casque ou de conditions dans laquelle se trouve l'utilisateur d'une session à l'autre. Une fois cette étape achevée, l'étape -II- va consister à entraîner l'utilisateur. Pour ce faire, l'utilisateur aura pour consigne d'exécuter les tâches d'IM, mais cette fois-ci, un feedback (basé sur l'apprentissage qu'a fait le système lors de l'étape -I-) lui sera fourni afin de le renseigner quant à la tâche d'IM reconnue par le système et le niveau de confiance du classifieur dans la reconnaissance de cette

tâche. Ainsi, le but de l'utilisateur sera de mettre en place des *stratégies* efficaces afin de permettre au système de reconnaître au mieux les tâches d'IM qu'il effectue.

Concrètement, ce protocole d'apprentissage se déroule en général sur plusieurs sessions, chacune d'elles étant composée de séquences (souvent appelées *runs*) d'environ 7min. Une session comprend en général 4 à 6 séquences, afin d'éviter la fatigue que l'on observe souvent après la 6^e séquence. De plus, les séquences sont elles-mêmes découpées en essais. Une séquence comprend 10 à 20 essais par classe (c'est-à-dire, par tâche d'IM) selon le nombre de classes. Un essai dure classiquement environ 8s au cours desquelles sont d'abord présentés à l'écran une croix de fixation suivie d'un son pour attirer l'attention de l'utilisateur, suivis d'une flèche symbolisant l'instruction (e.g., une flèche pointant à gauche correspond à l'instruction « imaginer un mouvement de la main gauche ») puis d'un feedback visuel fourni sous forme d'une barre indiquant la tâche reconnue ainsi que le niveau de confiance du classifieur dans la reconnaissance de cette tâche (par exemple, une barre bleue pointant vers la gauche signifie que le système a reconnu la tâche d'imagination d'un mouvement de la main gauche ; la longueur de la barre correspond à la confiance du classifieur quant à la reconnaissance de la tâche d'IM). Les détails de la chronologie d'un essai sont présentés dans la figure 11.2, gauche.

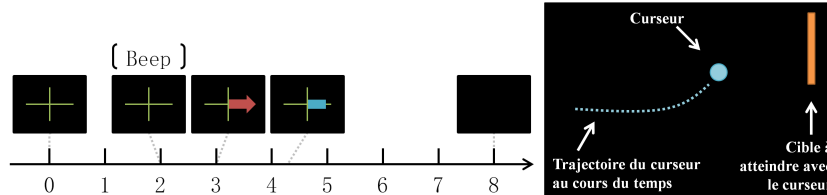


Figure 11.1 – [GAUCHE] Chronologie d'un essai : au début de l'essai, une croix apparaît au centre de l'écran ; après 2s, un son retentit pour signifier l'imminence de l'instruction ; à 3s, une flèche apparaît pendant 1,25s : la direction de la flèche indique la tâche d'IM à effectuer ; à 4,25s le feedback est affiché pendant 4s et mis à jour généralement 16 fois par seconde selon la sortie du classifieur. [DROITE] Illustration schématique d'un essai d'apprentissage avec le protocole du Wadsworth center [WOL 00].

Principe du protocole du Wadsworth center pour le contrôle 1D de curseur - Le système BCI proposé par le Wadsworth center est basé sur le contrôle des rythmes sensorimoteurs μ et β suite à un apprentissage via un conditionnement opérant [WOL 00]. Dans la version initiale de ce système BCI, devenu maintenant un standard, un curseur (ou une balle) est affiché(e) à l'écran et se déplace de manière continue depuis la gauche de l'écran vers la droite de celui-ci, à vitesse constante. L'utilisateur peut contrôler la position verticale du curseur en modulant l'amplitude de ses rythmes sensorimoteurs. Dans la partie droite de l'écran, plusieurs cibles (généralement entre 2

et 4 - représentées par des rectangles) sont affichées et disposées verticalement, les unes au-dessus des autres. L'utilisateur doit ajuster la position verticale du curseur, grâce à la BCI, de façon à ce que le curseur atteigne la cible indiquée lorsqu'il atteint la partie droite de l'écran (voir figure 11.2, droite). Ce type de BCI, basée sur du conditionnement opérant, n'impose pas de tâches mentales précises à l'utilisateur, contrairement à l'approche BCI de Graz, et n'utilise pas non plus d'apprentissage artificiel. L'utilisateur doit trouver par lui-même quelle stratégie lui permet de moduler efficacement ses rythmes cérébraux de façon à déplacer le curseur à l'écran. Typiquement les utilisateurs utilisent des tâches d'imagerie motrice en début d'apprentissage, mais avec la pratique, ils rapportent généralement utiliser de moins en moins de tâches d'imagerie [WOL 00]. L'apprentissage du contrôle de la BCI prend ainsi du temps, généralement plusieurs jours, semaines ou mois d'entraînement. Ce principe a néanmoins permis à certains utilisateurs de maîtriser, grâce à cette BCI, le contrôle d'un curseur en 1 dimension (1D) [WOL 00], 2D [WOL 00] voire même plus récemment 3D [MCF 10]. Cette approche a notamment été utilisée dans la fameuse étude de Birbaumer et al. [BIR 99] publiée dans Nature en 1999.

11.3. Limites des protocoles standards utilisés en BCI

Il a été montré que les protocoles standards ne suivaient pas les lignes directrices proposées par les experts en psychologie de l'apprentissage notamment [LOT 13]. Cependant, peut-on être sûr que cela impacte réellement les performances des utilisateurs lors du contrôle d'une BCI ? Rappelons en effet que bien d'autres problèmes liés aux BCI ont été soulevés, tels que les problèmes d'ordre matériel (par exemple, EEG : faible rapport signal/bruit, impédance variant au cours du temps), logiciel (par exemple, algorithmes de classification imparfaits) ou encore neurophysiologique (e.g. non stationnarité des signaux). Alors comment évaluer l'impact réel des procédures d'apprentissage sur les performances en BCI ? Pour tenter de répondre à cette question, nous avons utilisé un protocole d'apprentissage standard en BCI [PFU 01] pour apprendre à réaliser de simples tâches motrices [JEU 14], c'est-à-dire, dans un contexte dépourvu de BCI, et donc de toutes les problématiques qui leur sont associées. Durant l'expérience, les utilisateurs devaient apprendre à dessiner des ronds et des triangles sur une tablette graphique. Sur le même principe que l'apprentissage en BCI, ils avaient pour consigne d'identifier la bonne stratégie (taille de la figure et vitesse d'exécution) permettant au système de reconnaître la tâche qu'ils étaient en train de réaliser. Les résultats de cette étude montrent que, même si la majorité apprend et s'améliore au cours des séquences, 15% des participants obtiennent des taux de classification correcte aux alentours de 50% (ce qui correspond au hasard, et signifie par conséquent qu'ils n'ont pas réussi à apprendre à réaliser ces tâches motrices simples). Ce taux est proche du taux de personnes « illettrées » en BCI [ALL 10], et suggère ainsi que ces protocoles ne sont pas totalement adaptés pour permettre à une personne d'acquérir une compétence. Ce résultat confirme l'intérêt d'améliorer les protocoles d'apprentissage afin d'optimiser les performances associées aux BCI.

11.4. Etat de l'Art des Protocoles d'Apprentissage en BCI

Cette section, qui propose une revue de littérature des protocoles d'apprentissage existants en BCI, a pour objectif de fournir quelques lignes directrices qu'il serait intéressant de suivre pour l'élaboration de protocoles d'apprentissage en BCI.

11.4.1. Instructions

Très peu d'études se sont intéressées aux instructions données aux utilisateurs lors de l'apprentissage du contrôle d'une BCI. Il s'agit pourtant d'un élément central de l'apprentissage, puisque ces instructions permettent notamment d'aider à la compréhension de la tâche. Ainsi, elles se résument souvent à une simple consigne indiquant que le but est de faire se déplacer le curseur/la barre dans la bonne direction. Or, comme suggéré par Lotte et al. [LOT 13], l'objectif d'un protocole d'apprentissage n'est pas de permettre à une barre de se déplacer, mais plutôt d'aider l'utilisateur à apprendre à générer un signal stable et spécifique à chacune des tâches d'imagerie mentale réalisées. Il semblerait donc nécessaire que le but de l'apprentissage soit davantage explicité. Une étude montre que le fait d'inciter les utilisateurs à procéder à une imagination kinesthésique des mouvements (c'est-à-dire, imaginer que l'on réalise réellement le mouvement, en ressentant les sensations, sans vraiment faire le mouvement) plutôt qu'une simple imagination visuelle engendre une amélioration des performances [NEU 05]. Par ailleurs, une deuxième étude montre que les utilisateurs obtenant les meilleures performances sont ceux à qui on n'a pas imposé de stratégies spécifiques à suivre en début d'apprentissage [KOB 13]. Les auteurs suggèrent que le succès de l'apprentissage repose sur des mécanismes d'apprentissage inconscients, et que les utilisateurs qui mettent en jeu des stratégies surchargent ainsi leurs ressources cognitives (ce qui ne favorise pas l'amélioration des performances).

11.4.2. Tâches d'entraînement

Même si généralement les protocoles d'entraînement pour les BCI n'utilisent qu'une seule tâche d'entraînement, répétée à l'identique de multiples fois, quelques rares travaux ont exploré des tâches différentes et variées. En particulier, McFarland et al. ont utilisé avec succès des tâches d'entraînement progressives en entraînant les utilisateurs, par conditionnement opérant, à effectuer tout d'abord du contrôle de curseur en 1 dimension (1D), séparément pour 3 dimensions différentes, puis en 2D (pour chaque paire de dimensions), et enfin en 3D [MCF 10]. De leur côté, Vidaurre et al. ont exploré des tâches d'entraînement adaptatives, en faisant utiliser au sujet une BCI initialement générique (c'est-à-dire, indépendante du sujet car calibrée sur les données de plusieurs autres sujets), puis progressivement de plus en plus adaptée à ce nouvel utilisateur (en adaptant le choix des capteurs et le classifieur à cet utilisateur) [VID 10]. Cette approche progressive et co-adaptative (l'utilisateur s'adapte à la machine et la

machine s'adapte à l'utilisateur) a permis à des utilisateurs initialement « illettrés » de finalement parvenir à contrôler la BCI. De manière moins formelle et systématique, Neuper et al. ont aussi exploré le fait de laisser l'utilisateur s'entraîner de manière libre et asynchrone de temps en temps, avec des résultats positifs [NEU 03]. Même si cette approche n'a pas été comparée avec l'approche classique (synchrone uniquement), cela suggère tout de même que l'inclusion de sessions libres et asynchrones peut être bénéfique pour l'entraînement aux BCI. Enfin, Eskandari et al., ont entraîné leurs utilisateurs à la méditation avant l'utilisation de BCI, et en ont montré l'impact positif sur les performances [ESK 08].

11.4.3. *Feedback*

Dans les protocoles d'apprentissage standards [PFU 01], le feedback correspond à une barre ou un curseur, affiché à l'écran, dont la direction dépend de la tâche reconnue par le classifieur, et dont la taille est proportionnelle à la confiance du classifieur dans la reconnaissance de la tâche. Certaines études ont proposé des variantes de ce feedback. Tout d'abord, Kübler et al. [KüB 01] ont développé une version incluant des smiley à la fin des essais réussis. Par ailleurs, dans leur étude, Leeb et al. [LEE 07] remplacent ce curseur par un smiley gris, se déplaçant vers la gauche ou vers la droite selon la sortie du classifieur. A la fin de chaque essai, le smiley devient vert et sourit lorsque l'essai est réussi, rouge et triste dans le cas contraire. Cette dernière étude a permis de montrer que le fait d'augmenter la motivation des utilisateurs est associé à une amélioration des performances. Cependant, aucune de ces études n'a proposé une comparaison formelle avec le feedback standard, d'où l'impossibilité d'affirmer que ces feedbacks soient plus efficaces.

Bien qu'ayant l'avantage d'être simples à implémenter et intuitifs, l'efficacité des feedbacks décrits ci-dessus (tous visuels) n'est pas optimale dans le cadre des BCI. En effet, il est admis que dans des situations d'interaction de la vie courante, le canal visuel est souvent surchargé [LEE 13], ce qui a amené certains chercheurs à envisager des feedback associés à d'autres modalités sensorielles. C'est ainsi que plusieurs expériences ont été menées pour évaluer l'efficacité d'un feedback auditif. De la même manière que le feedback visuel standard, le feedback auditif représente souvent la sortie du classifieur : au lieu de modifier la taille de la barre, la sortie du classifieur est représentée sous forme de variations de la fréquence du son [GAR 12], de son intensité [MCC 14] ou encore de sa tonalité [HIN 04, NIJ 08]. Par exemple, dans leur *BCI Auditive*, Nijboer et al. [NIJ 08] utilisent le son de deux instruments différents pour indiquer la reconnaissance de chacune des tâches d'IM. Bien qu'ayant montré son utilité pour les patients souffrant du Syndrome d'Enfermement [SMI 05] dans la mesure où ce syndrome est souvent associée à une déficience visuelle et une perte de la sensibilité, le feedback auditif est généralement associé à des performances significativement inférieures à celles obtenues avec un feedback visuel. Une des raisons évoquées est le fait qu'il soit moins intuitif et qu'il nécessite donc un apprentissage long et difficile. De plus, pour des applications de la vie courante dans un environnement ouvert

(par exemple, navigation d'un fauteuil roulant), le canal auditif est extrêmement sollicité et doit donc rester disponible (tout comme le canal visuel). Pour ces raisons, le feedback auditif ne semble pas idéal pour des applications de navigation ou de divertissement grand public.

Dans ce contexte, le feedback tactile pourrait présenter de nombreux avantages. Tout d'abord, ce canal sensoriel est peu sollicité lors de situations d'interactions. Ainsi, une information supplémentaire via ce canal n'aurait pas ou peu d'impact sur la charge de travail [LOT 13], et n'affecterait donc pas les performances. De plus, contrairement aux feedbacks visuel et auditif, le feedback tactile est personnel, dans la mesure où il n'est pas perçu par l'entourage de l'utilisateur. Pour ces raisons, différents types de feedbacks tactiles ont été testés pour les BCI. Par exemple, le feedback peut être dispensé sous forme de vibrations changeant de fréquence selon la tâche d'IM reconnue [CHA 07]. A l'aide d'un seul vibro-tacteur placé sur le biceps, il est alors possible de percevoir si la tâche reconnue est une imagination d'un mouvement de la main gauche ou de la main droite. Cette étude montre également que les performances obtenues à une tâche d'IM donnée (IM main gauche ou main droite) sont meilleures lorsque le moteur est placé sur le biceps ipsilatéral. Ce résultat fait écho à la théorie du *Control-Display Mapping* [THU 12], selon laquelle l'efficacité d'un feedback tactile dépend de sa cohérence avec la tâche d'IM reconnue (par exemple, stimuler la main droite lorsqu'une tâche d'IM de la main droite est reconnue). D'autres études [KAU 06, CIN 07, CHA 12, LEE 13] proposent l'utilisation de plusieurs tacteurs pour fournir un feedback à l'utilisateur. Ces études s'adressant plus particulièrement aux personnes tétraplégiques, les capteurs sont placés au niveau du cou ou du haut du dos (où la sensibilité est préservée). Différents types de motifs, respectant le *control-display mapping*, tels que des variations en intensité ou en localisation spatiale sont alors utilisés comme feedback. Par ailleurs, dans une récente étude [JEU 15b], nous avons testé pour la première fois un feedback tactile *continu* (dans le sens où il était mis à jour 4 fois par seconde) en le comparant à un feedback visuel équivalent. Nous avons utilisé des gants contenant 5 vibro-tacteurs chacun : des vibrations dans la main gauche (ou droite) correspondaient à la reconnaissance de la tâche « imagination d'un mouvement de la main gauche (ou droite) ». Par ailleurs, comme nous souhaitons évaluer la pertinence et l'efficacité de ces deux feedbacks (visuel et tactile) dans un contexte d'interaction, nous avons ajouté une tâche de comptage de distracteurs visuels dans un environnement d'apprentissage *ludifié*. Nos résultats montrent que les performances (scores aux tâches d'imagerie motrice et de comptage combinés) des participants ayant reçu un feedback tactile sont plus élevées que celles des participants ayant reçu un feedback visuel. Cette étude suggère qu'un feedback tactile peut permettre d'augmenter les performances associées aux BCI, notamment lors d'une tâche d'interaction. Cependant, bien que les performances associées à un feedback tactile soient souvent équivalentes à celles obtenues avec feedback visuel, voire meilleures [JEU 15b], et généralement associées à une meilleure expérience utilisateur (étant considéré comme plus naturel), la modalité tactile demeure peu utilisée en BCI.

Enfin, deux types de feedback très spécifiques ont été explorés. Tout d'abord, deux études [KAC 11, WIL 12] ont exploré l'utilisation de la stimulation linguale électro-tactile. La langue a pour caractéristique de posséder des récepteurs permettant une excellente résolution spatiale, et sa sensibilité est préservée dans le cas de blessures au niveau de la colonne vertébrale. Par ailleurs, deux autres études [GOM 11, RAM 12] se sont concentrées sur le feedback proprioceptif (c'est-à-dire, donnant une information quant à la position des différentes parties du corps et à la force nécessaire pour réaliser un mouvement) fourni lors du contrôle d'une neuroprothèse. Ces études ont révélé de très bons résultats puisque le feedback proprioceptif couplé au feedback visuel permet une amélioration des performances par rapport au feedback visuel seul. Cependant, ces méthodes sont très coûteuses et invasives et donc peu applicables à des applications pour le grand public.

Au delà des modalités sensorielles, le contenu des feedbacks a également été manipulé. Par exemple, Hwang et al. [HWA 09] ont proposé un entraînement basé sur le *neurofeedback*. Le feedback représentait alors une carte schématisant les différentes activations des zones du cortex en temps réel, ce qui a permis d'améliorer les performances des utilisateurs. Par ailleurs, une étude [KAU 11] montre que l'augmentation de la demande en ressources attentionnelles due à la multimodalité du feedback n'entraîne pas de baisse des performances par rapport au feedback classique. Bien que prometteuses, ces approches n'ont été que peu explorées.

Enfin, quelques études ont utilisé une procédure visant à biaiser le feedback (c'est-à-dire, en faisant croire à l'utilisateur qu'il a obtenu de meilleures performances que ses performances réelles). Par exemple, [BAR 10] a montré que des utilisateurs experts étaient gênés par un feedback biaisé, alors que cette procédure pouvait être bénéfique aux utilisateurs novices. Par ailleurs, il a aussi été montré qu'un feedback uniquement positif entraînait une diminution des performances lorsqu'il était utilisé sur un nombre important de sessions [KüB 01]. Ces résultats suggèrent que le niveau d'expertise de l'utilisateur doit être pris en compte lors du design d'un feedback optimal.

11.4.4. Environnement d'Apprentissage

La plupart des feedback utilisés en BCI (notamment les feedbacks visuels) occasionnent fréquemment une baisse de la motivation et sont associés à une expérience utilisateur moyenne. C'est dans le but de maintenir la motivation et d'améliorer l'expérience utilisateur que des protocoles d'apprentissage *ludiques* ont été développés. Par exemple, Mc Craedie et al. [MCC 14] ont proposé deux jeux simples basés sur le *ball-basket paradigm* (c'est-à-dire faire rentrer un ballon dans un panier de basket) et sur un vaisseau spatial devant éviter des astéroïdes. D'autres études, synthétisées dans une revue par Lécuyer et al. [LÉC 08], ont même proposé des protocoles d'apprentissage ludiques pour BCI intégrant de la réalité virtuelle. Parmi ces jeux, l'application « Use

The Force », inspirée de Star Wars, permet de soulever un vaisseau spatial par l'imagination de mouvements des pieds. En effet, les études de Ron-Angevin et Díaz-Estrella [RON 09] et Leeb et al. [LEE 06] montrent que l'utilisation de protocoles ludiques, notamment basés sur la réalité virtuelle, permet une augmentation de la performance de contrôle des BCI par rapport à un protocole d'apprentissage classique. Bien qu'efficaces, tous ces protocoles utilisent un feedback de nature visuelle. Or, comme nous l'avons vu, le canal visuel est souvent surchargé lors de situations d'interaction pour lesquelles une BCI pourrait être utile. Il serait donc certainement utile de combiner ces environnements d'apprentissage à des feedbacks tactiles notamment, comme ça a été fait dans l'étude de Jeunet et al. [JEU 15b], et de comparer les performances à une situation d'apprentissage dans un environnement classique.

11.4.5. Pour résumer : quelques lignes directrices pour la création de protocoles d'apprentissage plus efficaces

Dans cette section, nous proposons une synthèse des lignes directrices ressortant des études présentées ci-dessus, et dont le but est de guider les personnes qui souhaiteraient mettre en place des protocoles d'apprentissage plus efficaces. *Instructions* - Il semble nécessaire d'explicitier l'objectif de l'apprentissage à l'utilisateur, et notamment le fait qu'il doit apprendre à générer un signal stable et spécifique lorsqu'il effectue les différentes tâches d'IM afin de pouvoir, à terme, contrôler efficacement la BCI. De plus, il est important de laisser l'utilisateur tester plutôt que de lui imposer une stratégie de réalisation de ces tâches. Cependant, pour ce qui est de l'imagerie motrice, il semblerait que faire de l'imagerie motrice kinesthésique plutôt que visuelle soit plus efficace.

Tâches d'Entraînement - Fournir des tâches d'entraînement progressives (difficulté croissante) et adaptatives (en fonction de l'utilisateur) semble favoriser l'acquisition des compétences en BCI. Il semble qu'il en soit de même pour le fait d'inclure des sessions libres et asynchrones ainsi que des pré-tâches d'entraînement (par exemple, méditation).

Feedback - Bien qu'aucune étude ne l'ait formellement montré, il semble que l'utilisation d'un feedback visuel à connotation émotionnelle (par exemple, un smiley) augmente la motivation des utilisateurs et donc leur performance. Cependant, le feedback visuel n'est pas idéal dans des situations d'interaction. Il en est de même pour le feedback auditif, qui ne semble être réellement bénéfique que pour les patients atteints du Syndrome d'Enfermement. Le feedback tactile est prometteur, à condition de respecter le *control-display mapping*. En effet, il est en général associé à des performances équivalentes au feedback visuel mais dépend d'un canal beaucoup moins demandé lors de situations d'interaction. Enfin, une augmentation de la quantité et de la qualité des informations fournies (par exemple, topographie de l'activité cérébrale) semble utile, de même qu'une adaptation de la présentation du feedback en fonction de l'expertise de l'utilisateur.

Environnement d'Apprentissage - Plusieurs études ont montré qu'un apprentissage ludique, notamment grâce à l'utilisation de la réalité virtuelle, permet une augmentation de la motivation de l'utilisateur, et donc de ses performances.

11.5. Perspectives : Vers des Protocoles d'Apprentissage *Adaptés et Adaptables* à l'Utilisateur

La section précédente nous a permis de présenter les travaux menés jusqu'à présent dans le but d'améliorer les protocoles d'apprentissage des BCI. En effet, nous avons vu que certaines études visaient à rendre l'environnement d'apprentissage plus motivant (utilisation de jeux et de la réalité virtuelle), mais aussi à améliorer la qualité des instructions, la pertinence des tâches d'entraînement ou encore le feedback fourni à l'utilisateur. Cette synthèse de la littérature permet de constater que la grande majorité des travaux menés en BCI pour améliorer les protocoles d'apprentissage s'inscrivent dans une approche dite *techno-centrée*. Autrement dit, l'objectif est d'améliorer les performances des BCI en agissant sur les protocoles d'apprentissage, mais en concentrant les efforts sur la technologie (amélioration de l'interface et du contenu des informations fournies à l'utilisateur lors de l'apprentissage). Dans cette dernière partie, nous nous proposons de présenter une vision émergente en BCI, dite *anthropo-centrée*, qui s'inscrit en rupture mais également dans la complémentarité de l'approche classique présentée ci-dessus. Elle est portée par une vision de l'apprentissage selon laquelle chaque individu a des caractéristiques spécifiques, en fonction de son vécu, de sa culture et donc de son profil cognitif, de sa personnalité, etc. Et donc qu'améliorer l'apprentissage des BCI passe par l'adaptation des protocoles d'apprentissage aux caractéristiques propres à chaque apprenant.

Cette vision a notamment émergé suite au constat selon lequel les études en BCI montrent une grande variabilité en terme de performances. En effet, il arrive souvent que pour un même protocole d'apprentissage, certaines personnes présentent des performances proches du hasard alors que d'autres avoisinent les 100% de réussite. Il est alors légitime de se demander *Pourquoi certaines personnes arrivent à apprendre et d'autres non ?* Cette question a récemment donné lieu à une étude [JEU 15a] durant laquelle (1) il était demandé aux participants d'apprendre à se servir d'une BCI basée sur l'exécution de 3 tâches mentales (imagination d'un mouvement de la main gauche, rotation mentale et soustraction mentale) [FRI 13] en utilisant un protocole classique [PFU 01] sur 6 sessions (réalisées sur 6 journées) et (2) on évaluait certains aspects de leurs profils cognitif et de personnalité à l'aide de différents questionnaires. Cette étude révèle deux résultats majeurs. Le premier correspond à une forte corrélation entre le score au test de *Rotation Mentale* [VAN 78] et les performances moyennes de l'utilisateur aux tâches d'imagerie mentale. Ce premier élément est porteur de perspectives très intéressantes dans le cadre de l'apprentissage des BCI. En effet, il permet d'envisager des protocoles d'entraînement durant lesquels les habiletés spatiales des utilisateurs seraient entraînées, de manière progressive, jusqu'à ce qu'ils réussissent à

effectuer des tâches d'imagerie mentale. Le deuxième résultat de cette étude correspond à la mise en évidence d'un modèle permettant de prédire les performances des utilisateurs de BCI notamment grâce à 3 facteurs de personnalité : (1) le niveau de tension de l'utilisateur, c'est-à-dire son niveau d'anxiété, (2) ses capacités d'abstraction / d'imagination et (3) son niveau d'autonomie à l'égard du groupe. De la même manière que le résultat précédent, cette approche permet de réfléchir à des perspectives prometteuses en terme de mise en place de protocoles d'apprentissage adaptés aux caractéristiques spécifiques de l'utilisateur.

Cette notion de protocoles d'apprentissage adaptés aux caractéristiques de l'apprenant amène à considérer des solutions développées dans le domaine des *Systèmes Tutoriels Intelligents* (STI) [NKA 10]. Les STI sont des systèmes informatiques adaptatifs dont le but est de faciliter l'apprentissage de concepts en adaptant le protocole aux caractéristiques de l'utilisateur. Dans les STI, des séquences d'exercices sont proposées pour permettre à l'utilisateur d'acquérir une certaine compétence. La particularité des STI est que (1) cette séquence d'exercices est *adaptée au profil de l'apprenant* et que (2) cette séquence est *adaptable, durant l'apprentissage, à l'état de l'apprenant*. En effet, avant de débiter la séquence d'apprentissage, l'objectif est de déterminer le profil de l'apprenant de façon à lui proposer un protocole d'apprentissage adapté (par exemple, déterminer si l'apprenant est plutôt *visuel* ou *verbal* et proposer des exercices basés sur des pictogrammes ou des textes, respectivement). Par ailleurs, l'apprentissage prend également en compte l'évolution du niveau de compétence de l'apprenant (c'est-à-dire, son état cognitif). De plus en plus d'efforts sont également déployés pour évaluer l'évolution des états émotionnel et motivationnel de l'apprenant durant l'apprentissage. En particulier, certaines émotions (telles que l'enthousiasme ou la déception) sont dites « émotions académiques » [PEK 02] car impliquées dans la réussite (ou l'échec) de l'apprentissage. Différents indicateurs peuvent être utilisés pour mesurer ces états : comportementaux (mouvements de la souris, posture, expressions faciales), physiologiques (variations du rythme cardiaque, réponse électro-dermale ou respiration) et neurophysiologiques (modification de certains rythmes cérébraux, mesurés par l'EEG). Tous ces états sont objectivés dans le but d'adapter la séquence d'exercices en temps réel, et donc d'améliorer l'efficacité de l'apprentissage. Par exemple, si l'évaluation de l'état cognitif permet d'identifier que certaines compétences ne sont pas acquises, alors le système opérera un retour à des exercices permettant de renforcer cette compétence. De même, si une baisse de la motivation et de l'enthousiasme d'un apprenant sont remarquées alors que les compétences semblent acquises, il sera possible d'augmenter la difficulté des exercices de façon plus rapide que ne le prévoyait le protocole. Par ailleurs, l'apprentissage à l'aide d'un STI (tout comme l'apprentissage des BCI) est un apprentissage à distance : l'apprenant est seul face à un ordinateur. Or, il est connu que la *présence sociale* est un facteur important favorisant l'efficacité d'un apprentissage [GUN 95]. En effet, il a été montré que l'apprentissage en présence d'un professeur ou en présence d'autres personnes, même passives, améliore les performances. C'est notamment pour cette raison que des *Compagnons d'Apprentissage*

Virtuals (CAV) ont été développés dans le domaine des STI. Ces CAV, souvent affichés sur l'interface du STI, peuvent être paramétrés afin de fournir différents types de feedback (présence sociale, soutien émotionnel ou cognitif) en fonction du profil et de l'état de l'apprenant.

L'idée d'un STI spécifiquement adapté à l'apprentissage des BCI semble prometteuse, mais soulève plusieurs interrogations. Par exemple, l'apprentissage des mathématiques permet de déterminer une séquence de compétences à acquérir, allant de compétences simples (additionner deux chiffres) à des compétences plus élaborées (faire des opérations sur les fractions). Définir une séquence de compétences à acquérir pour l'apprentissage des BCI s'avère beaucoup plus complexe. Par ailleurs, une autre spécificité de l'apprentissage des BCI est que l'apprenant est immobile durant l'apprentissage, ce qui limite le nombre d'indicateurs comportementaux disponibles pour la mesure des états émotionnel et motivationnel de l'apprenant. Bien que ces questions demeurent en suspens, il est possible d'imaginer une version simplifiée d'un STI pour l'apprentissage des BCI, comprenant plusieurs étapes. Dans un premier temps, il conviendrait de déterminer le profil de l'apprenant, en évaluant notamment les dimensions *a priori* impliquées dans les performances en BCI (c'est-à-dire, les niveaux de tension, d'autonomie et d'imagination). Un CAV fournirait alors un feedback adapté à ce profil. Par exemple, il pourrait permettre d'apporter un soutien émotionnel aux personnes anxieuses, ou encore une présence sociale aux personnes ayant un faible score à la dimension « autonomie ». Ensuite, grâce aux scores obtenus par les participants au test de Rotation Mentale, une séquence d'exercices augmentant progressivement en difficulté pourrait permettre d'entraîner les utilisateurs à améliorer leurs habiletés spatiales, ce qui, combiné au soutien fourni par le CAV, devrait avoir un impact positif sur leurs performances en BCI.

11.6. Conclusion

Ce chapitre nous a permis de dresser un portrait de l'état actuel de la recherche sur l'amélioration des protocoles d'apprentissage en BCI. En effet, il est maintenant admis par la communauté BCI que l'amélioration des performances des BCI nécessite une prise en compte de l'utilisateur dans la boucle, et donc une amélioration des protocoles d'apprentissage. Ainsi, nous avons vu que quelques pistes prometteuses ont été explorées concernant les différents éléments constituant ces protocoles d'apprentissage (instructions, tâches d'entraînement, feedback ou encore environnements d'apprentissage). Malheureusement, ces études restent peu nombreuses et surtout, leurs résultats ne sont que peu exploités par la communauté BCI. Cependant, nous avons aussi montré qu'en s'appuyant sur des théories issues de disciplines telles que la Psychologie de l'Apprentissage, il était possible de proposer des approches nouvelles et prometteuses pour l'amélioration des performances des utilisateurs. Notamment, il semble nécessaire de faire l'effort de comprendre le fonctionnement cognitif de chaque utilisateur afin de proposer des protocoles d'apprentissage adaptés à leur profil.

11.7. Bibliographie

- [ALL 10] ALLISON B., NEUPER C., *Could Anyone Use a BCI?*, Springer London, 2010.
- [BAR 10] BARBERO A., GROSSE-WENTRUP M., « Biased feedback in brain-computer interfaces », *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, vol. 7, page 34, 2010.
- [BIR 99] BIRBAUMER N., GHANAYIM N., HINTERBERGER T., IVERSEN I., KOTCHOUBEY B., KÜBLER A., PERELMOUTER J., TAUB E., FLOR H., « A spelling device for the paralysed », *Nature*, vol. 398, p. 297-98, 1999.
- [CHA 07] CHATTERJEE A., AGGARWAL V., RAMOS A., ACHARYA S., THAKOR N. V., « A brain-computer interface with vibrotactile biofeedback for haptic information. », *Journal of Neuroengineering and Rehabilitation*, vol. 4, page 40, 2007.
- [CHA 12] CHAVARRIAGA R., PERRIN X., SIEGWART R., MILLÁN J. R., « Anticipation- and error-related EEG signals during realistic human-machine interaction : a study on visual and tactile feedback », *IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, p. 6723-6, 2012.
- [CIN 07] CINCOTTI F., KAUFMAN L., ALOISE F., PALOMÁKI T., CAPORUSSO N., JYLÄNKI P., MATTIA D., BABILONI F., VANACKER G., NUTTIN M., MARCIANI M. G., MILLÁN J. D. R., « Vibrotactile feedback for brain-computer interface operation », *Computational Intelligence and Neuroscience*, vol. 2007, page 12, 2007.
- [ESK 08] ESKANDARI P., ERFANIAN A., « Improving the performance of brain-computer interface through meditation practicing », *Engineering in medicine and biology society, 2008. EMBS 2008. 30th Annual international conference of the IEEE, IEEE*, p. 662-665, 2008.
- [FRI 13] FRIEDRICH E. V., NEUPER C., SCHERER R., « Whatever works : A systematic user-centered training protocol to optimize brain-computer interfacing individually. », *PloS one*, vol. 8(9), page 76214, 2013.
- [GAR 12] GARGIULO G. D., MOHAMED A., MCEWAN A. L., BIFULCO P., CESARELLI M., JIN C. T., RUFFO M., TAPSON J., VAN SHAIK A., « Investigating the role of combined acoustic-visual feedback in one-dimensional synchronous brain computer interfaces, a preliminary study », *Medical Devices : Evidence and Research*, vol. 5, p. 81-88, 2012.
- [GOM 11] GOMEZ-RODRIGUEZ M., PETERS J., HILL J., SCHÖLKOPF B., GHARABAGHI A., GROSSE-WENTRUP M., « Closing the sensorimotor loop : haptic feedback facilitates decoding of motor imagery », *Journal of neural engineering*, vol. 8(3), p. 36-5, 2011.
- [GUN 95] GUNAWARDENA C. N., « Social presence theory and implications for interaction and collaborative learning in computer conferences », *International journal of educational telecommunications*, vol. 1, p. 147-66, 1995.
- [HIN 04] HINTERBERGER T., NEUMANN N., PHAM M., KÜBLER A., GREYER A., HOFMAYER N., WILHELM B., FLOR H., BIRBAUMER N., « A multimodal brain-based feedback and communication system », *Exp. Brain Research*, vol. 154, p. 521-26, 2004.
- [HWA 09] HWANG H.-J., KWON K., IM C.-H., « Neurofeedback-based motor imagery training for brain-computer interface (BCI) », *Journal of neuroscience methods*, vol. 179, p. 150-56, 2009.

- [JEU 14] JEUNET C., CELLARD A., SUBRAMANIAN S., HACHET M., N'KAOUA B., LOTTE F., « How well can we learn with standard BCI training approaches ? A pilot study. », *6th International Brain-Computer Interface Conference*, 2014.
- [JEU 15a] JEUNET C., N'KAOUA B., SUBRAMANIAN S., HACHET M., LOTTE F., « Predicting Mental Imagery-Based BCI Performance from Personality, Cognitive Profile and Neurophysiological Patterns », *PLoS one*, vol. 10, n° 10, pagee0143962, Elsevier, 2015.
- [JEU 15b] JEUNET C., VI C., SPELMEZAN D., N'KAOUA B., LOTTE F., SUBRAMANIAN S., « Continuous Tactile Feedback for Motor-Imagery based Brain-Computer Interaction in a Multitasking Context », *Human-Computer Interaction-INTERACT 2015*, Springer, p. 488–505, 2015.
- [KAC 11] KACZMAREK K. A., « The tongue displa unit (TDU) for electrotactile spatiotemporal parttern presentation. », *Scientia Iranica*, vol. 18(6), p. 1476-85, 2011.
- [KAU 06] KAUKANEN L., PALOMÄKI T., JYLÄNKI P., ALOISE F., NUTTIN M., MILLÁN J. D. R., « Haptic Feedback Compared with Visual Feedback for BCI », *Proceedings of the 3rd International Brain-Computer Interface Workshop & Training Course*, 2006.
- [KAU 11] KAUFMANN T., WILLIAMSON J., HAMMER E., MURRAY-SMITH R., KÜBLER A., « Visually multimodal vs. classic unimodal feedback approach for SMR-BCIs : a comparison study », *International Journal of Bioelectromagnetism*, vol. 13, p. 80-81, 2011.
- [KOB 13] KOBER S. E., WITTE M., NINAUS M., NEUPER C., WOOD G., « Learning to modulate one's own brain activity : the effect of spontaneous mental strategies », *Frontiers in human neuroscience*, vol. 7, 2013.
- [KüB 01] KÜBLER A., NEUMANN N., KAISER J., KOTCHOUBEY B., HINTERBERGER T., BIRBAUMER N. P. et al., « Brain-computer communication : self-regulation of slow cortical potentials for verbal communication », *Archives of physical medicine and rehabilitation*, vol. 82, p. 1533-539, 2001.
- [LEE 06] LEEB R., KEINRATH C., FRIEDMAN D., GUGER C., SCHERER R., NEUPER C., GARAU M., ANTLEY A., STEED A., SLATER M. et al., « Walking by thinking : The brain-waves are crucial, not the muscles ! », *Presence : Teleoperators and Virtual Environments*, vol. 15, p. 500-14, 2006.
- [LEE 07] LEEB R., LEE F., KEINRATH C., SCHERER R., BISCHOF H. AND PFURTSCHELLER G., « Brain-computer communication : motivation, aim, and impact of exploring a virtual apartment. », *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 15(4), p. 473-82, 2007.
- [LEE 13] LEEB R., GWAK K., KIM D.-S., MILLAN J. D. R., « Freeing the visual channel by exploiting vibrotactile brain-computer interface feedback », *IEEE Engeneering in Medicine and Biology Society*, vol. 2013, p. 3093-6, 2013.
- [LOT 13] LOTTE F., LARRUE F., MÜHL C., « Flaws in current human training protocols for spontaneous BCI : lessons learned from instructional design. », *Frontiers in Human Neurosciences*, vol. 7, page568, 2013.
- [LéC 08] LÉCUYER A., LOTTE F., REILLY R. B., LEEB R., HIROSE M., SLATER M., « Brain-computer interfaces, virtual reality, and videogames. », *IEEE Computer*, vol. 41(10), p. 66-72, 2008.

- [MCC 14] MCCRAEDIE K. A., COYLE D. H., PRASAD G., « Is Sensorimotor BCI Performance Influenced Differently by Mono, Stereo, or 3-D Auditory Feedback ? », *IEEE Transactions on Neural S*, vol. 22(3), p. 431-40, 2014.
- [MCF 10] MCFARLAND D., SARNACKI W., WOLPAW J., « Electroencephalographic control of three-dimensional movement », *Journal of Neural Engineering*, vol. 7, n° 3, 2010.
- [NEU 03] NEUPER C., MÜLLER G., KÜBLER A., BIRBAUMER N., PFURTSCHELLER G., « Clinical application of an EEG-based BCI : a case study in a patient with severe motor impairment », *Clinical Neurophysiology*, vol. 114, n° 3, p. 399 - 409, 2003.
- [NEU 05] NEUPER C., SCHERER R., REINER M., PFURTSCHELLER G., « Imagery of motor actions : Differential effects of kinesthetic and visual-motor mode of imagery in single-trial EEG », *Cognitive Brain Research*, vol. 25, p. 668-77, 2005.
- [NEU 10] NEUPER C., PFURTSCHELLER G., « *Brain-Computer Interfaces* », Chapitre Neurofeedback training for BCI control, p. 65-78, Springer, 2010.
- [NIJ 08] NIJBOER F., FURDEA A., GUNST I., MELLINGER J., MCFARLAND D. J., BIRBAUMER N., KÜBLER A., « An auditory brain-computer interface (BCI) », *Journal of Neuroscience Methods*, vol. 167, p. 43-50, 2008.
- [NKA 10] NKAMBOU R., BOURDEAU J., MIZOGUCHI R., *Advances in intelligent tutoring systems*, Springer, 2010.
- [PEK 02] PEKRUN R., GOETZ T., TITZ W., PERRY R. P., « Academic emotions in students' self-regulated learning and achievement : A program of qualitative and quantitative research », *Educational psychologist*, vol. 37, p. 91-105, 2002.
- [PFU 01] PFURTSCHELLER G., NEUPER C., « Motor Imagery and Direct Brain-Computer Communication », *proceedings of the IEEE*, vol. 89, n° 7, p. 1123-1134, 2001.
- [RAM 12] RAMOS-MURGUIALDAY A., SCHÜRHOLOZ M., CAGGIANO V., WILDGRUBER M., CARIA A., HAMMER E. M., HALDER S., BIRBAUMER N., « Proprioceptive feedback and brain computer interface based neuroprostheses », *PloS one*, vol. 7(10), 2012.
- [RON 09] RON-ANGEVIN R., DÍAZ-ESTRELLA A., « BCI : Changes in performance using virtual reality techniques », *Neuroscience letters*, vol. 449, p. 123-27, 2009.
- [SMI 05] SMITH E., DELARGY M., « Locked-in syndrome », *Bmj*, vol. 330, p. 406-09, 2005.
- [THU 12] THURLINGS M.-E., VAN ERP J. B., BROUWER A.-M., BLANKERTZ B., WERKHOVEN P., « Control-display mapping in brain-computer interfaces », *Ergonomics*, vol. 55(5), p. 564-580, 2012.
- [VAN 78] VANDENBERG S. G., KUSE A. R., « Mental rotations, a group test of three-dimensional spatial visualization », *Perceptual and motor skills*, vol. 47, p. 599-604, 1978.
- [VID 10] VIDAURRE C., BLANKERTZ B., « Towards a cure for BCI illiteracy », *Brain Topography*, vol. 23, p. 194-198, 2010.
- [WIL 12] WILSON J. A., WALTON L. M., TYLER M., WILLIAMS J., « Lingual electrotactile stimulation as an alternative sensory feedback pathway for brain-computer interface applications. », *Journal of Neural Engineering*, vol. 9(4), page045007, 2012.

- [WOL 00] WOLPAW J., MCFARLAND D., VAUGHAN T., « Brain-computer interface research at the Wadsworth Center », *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, vol. 8, n° 2, p. 222-226, 2000.
- [WOL 02] WOLPAW J. R., BIRBAUMER N., MCFARLAND D. J., PFURTSCHELLER G., VAUGHAN T. M., « Brain-computer interfaces for communication and control », *Clinical Neurophysiology*, vol. 113, p. 767-779, 2002.