

Théorie des graphes et dynamique des connexions cérébrales pour la conception d'interfaces cerveau-machines asynchrones

Cédric GOUY-PAILLER⁽¹⁾, Bertrand RIVET⁽²⁾, Sophie ACHARD⁽³⁾, Antoine SOULOUMIAC⁽²⁾, Christian JUTTEN⁽¹⁾,
Emmanuel MABY⁽⁴⁾, Marco CONGEDO⁽⁵⁾

⁽¹⁾GIPSA-lab (UMR CNRS 5216), Département Images et Signal, UJF
46 avenue Félix Viallet, 38031 Grenoble Cedex, France

⁽²⁾Commissariat à l'Energie Atomique (CEA), Saclay
Bât. 451, 91191 Gif-Sur-Yvette France

⁽³⁾Brain Mapping Unit, Department of Psychiatry, University of Cambridge
Addenbrooke's Hospital, Cambridge CB2 2QQ, United Kingdom

⁽⁴⁾INSERM, U821, Lyon, F-69500, France ; Institut Fédératif des Neurosciences, Lyon, F-69000, France ;
Université Lyon 1, Lyon, F-69000, France
Centre Hospitalier Le Vinatier, Bâtiment 452, 95 Boulevard Pinel, 69500 BRON

⁽⁵⁾Nova Tech EEG, Inc.

8503 E. Keats Ave, Mesa, Arizona, USA

Cedric.Gouy-Pailler@lis.inpg.fr, bertrand.rivet@cea.fr, sa428@cam.ac.uk, maby@lyon.inserm.fr
antoine.souloumiac@cea.fr, Christian.Jutten@lis.inpg.fr, marco.congedo@gmail.com

Résumé – Cet article propose d'utiliser, afin de réaliser des interfaces cerveau-machines, les perturbations des communications entre les différentes zones cérébrales engendrées par l'accomplissement d'une tâche cognitive. Le graphe des connexions cérébrales est construit à partir des corrélations entre les différentes zones corticales à des fréquences spécifiques et analysé à l'aide du formalisme de la théorie des graphes qui fournit des mesures capables de rendre compte de l'organisation topologique du réseau. Une expérience basée sur des potentiels évoqués stationnaires auditif est analysée à l'aide de cette méthode et d'une autre méthode classique basée sur des filtres.

Abstract – To design brain-computer interfaces, this article aims at using the perturbations of the communication between different cortical areas due to a cognitive task. The network of the cerebral connections is built from correlations between cortical areas at specific frequencies and are analyzed using graph theory formalism which provides measures able to describe the topological organisation of the network. This method is applied to an auditive steady-state evoked potential experience and compared to a more classical method based on filtering.

1 Introduction

Les Interfaces Cerveau-Machines (ICM) regroupent l'ensemble des systèmes qui visent à utiliser l'activité cérébrale de l'homme pour diriger un système électronique ou électromécanique (ordinateur, prothèse, robot...) [4]. Deux causes principales rendent ces systèmes très contraignants dans l'optique d'une utilisation dans la vie courante : le débit d'information très limité (de l'ordre de 35 bits par minutes) restreint de manière drastique les possibilités d'interaction ; le mode d'utilisation est la plupart du temps synchrone, *i.e.* l'analyse de l'activité cérébrale est synchronisée sur des stimulus de déclenchement périodiques, l'attention de l'utilisateur doit donc en permanence être portée sur ce stimulus.

En opposition à ce type d'interfaces contraintes et peu pratiques se développent actuellement les interfaces asyn-

chrones [3] : le système n'impose pas à l'utilisateur le moment exact de sa pensée mais déduit, en fonction de l'activité cérébrale du sujet, si celui-ci est en train d'envoyer une commande. Concevoir une telle interface revient à proposer : une tâche cognitive, un système d'acquisition, une méthode de traitement et un principe de retour d'information qui doit aiguiller le sujet pendant l'accomplissement de sa tâche.

Cet article propose une méthode de traitement qui utilise la dynamique des connexions cérébrales pour rendre compte de l'état mental de l'utilisateur. Ce travail s'inspire de l'étude, réalisée par Achard et Bullmore [1], qui vise à construire, à partir des réponses hémodynamiques mesurées en imagerie par résonance magnétique fonctionnelle (IRMf), un graphe dans lequel les nœuds représentent les différentes zones corticales considérées et les arêtes symbolisent les connexions qui s'établissent entre les nœuds.

Ces connexions sont mesurées en calculant la corrélation entre les différentes paires de nœuds possibles. Le formalisme de la théorie des graphes fournit alors des mesures de la topologie du réseau résultant. Cette étude est focalisée sur l'aspect statique des connexions entre les différentes zones corticales, c'est-à-dire que le graphe des connectivités est construit à partir de l'ensemble du jeu de données : il retranscrit donc les moyennes des liaisons sur une période assez grande. Nous étudions ici la dynamique des connexions cérébrales pour caractériser un état mental en considérant les graphes associés à une succession de fenêtres temporelles de signal.

Après avoir décrit la méthodologie, nous appliquerons les traitements proposés à une expérience de réponse évoquée stationnaire auditive et comparerons les résultats à une méthode classique de filtrage.

2 Méthodologie

2.1 Construction du graphe

Soit $x_n(t)$ le signal acquis par le capteur numéro $n \in [1..N]$, N étant le nombre de capteurs. Comme les activités cérébrales liées aux tâches cognitives sont liées à des perturbations dans des fréquences spécifiques, les signaux sont traités dans le domaine fréquentiel. On note alors, pour chaque fréquence f_i d'intérêt, le signal filtré

$$y_n(f_i, t) = \int_{-\infty}^{\infty} h_i(u)x_n(t-u)du$$

où $h_i(t)$ est un filtre passe-bande quelconque centré autour de la fréquence f_i . Cette première phase a également pour but de débruiter le signal.

Soit alors la matrice de corrélation $C(f_i, t) \in [-1; 1]^{N \times N}$ évoluant en fonction du temps. Cette matrice permet de définir un réseau complexe dont les nœuds représentent les capteurs et dont les arêtes matérialisent l'importance de la communication qui existe entre les zones corticales associées à chaque capteurs. Ce réseau est alors écrit plus simplement sous la forme d'une matrice d'adjacence $A(f_i, t) \in \{0, 1\}^{N \times N}$ dont le terme général s'écrit, en fonction des termes de la matrice de corrélation $c_{m,n}(f_i, t)$:

$$a_{m,n}(f_i, t) = \begin{cases} 0 & \text{si } |c_{m,n}(f_i, t)| < \sigma(f_i, t) \\ 1 & \text{si } |c_{m,n}(f_i, t)| \geq \sigma(f_i, t) \end{cases} \quad (1)$$

où $\sigma(f_i, t)$ est déterminé selon les critères suivants :

- afin de comparer plusieurs graphes entre eux, on fixe un nombre autorisé d'arêtes dans chaque graphe, ainsi les différences entre les graphes sont dues aux déplacements des connexions entre les différentes zones du cerveau et non à l'augmentation globale du niveau de corrélation. Ce nombre d'arêtes est choisi en accord avec les observations expérimentales montrant une organisation "small-world" de ce type de réseau [1]. Ce type de réseau a été observé par ailleurs dans beaucoup de systèmes naturels auto-organisés (réseaux sociaux, propagation des maladies [2]), on y dénombre un grand nombre de connexions courtes et quelques connexions longues qui permettent une diffusion de l'information très efficace au travers du réseau (*i.e.* le

rapport entre le nombre de cellules à traverser pour relier deux points quelconques du réseau et le nombre total de liaisons dans le graphe est optimal).

- l'estimation de la corrélation à la fréquence f_i dépend de f_i selon des lois asymptotiques connues qui permettent de décider d'un seuil adapté à la fréquence considérée.

Dans un premier temps, nous nous concentrons donc sur l'étude d'une matrice d'adjacence binaire symétrique : la connexion entre deux nœuds est soit présente soit absente. De façon à modéliser la dynamique de ce réseau, la matrice d'adjacence $A(f_i, t)$ est estimée sur des fenêtres temporelles glissantes.

2.2 Dynamique des mesures topologiques du réseau

Nous utilisons actuellement une mesure pour caractériser l'organisation topologique du réseau, l'efficacité globale [2]. Cette mesure permet de caractériser de manière efficace la topologie du réseau et donc de réduire le nombre de variables à analyser de $\frac{N(N-1)}{2}$ (la matrice $A(f_i, t)$ étant symétrique) à N pour chaque fréquence f_i .

Soit $\mathcal{G}(f_i, t)$ le graphe construit à partir du segment de données associé à chaque capteur, $\{\mathbf{y}_n(f_i, t)\}_{n \in [1..N]}$ et soit $L_{m,n}^{(s)}$ est la longueur du plus court chemin entre le nœud m et le nœud n à fréquence f_i . L'efficacité globale du nœud m dans le graphe $\mathcal{G}(f_i, t)$ est alors :

$$E_{glob_m}(f_i, t) = \frac{1}{N-1} \sum_{\substack{n \in \mathcal{G}(f_i, t) \\ n \neq m}} \frac{1}{L_{m,n}(t)} \quad (2)$$

Cette mesure quantifie les liens qui unissent m à l'ensemble des autres nœuds du graphe. Si un nœud m est isolé d'un autre nœud n , alors $L_{m,n}(f_i, t) = \infty$ et $\frac{1}{L_{m,n}(f_i, t)} = 0$.

3 Résultats expérimentaux

La méthode présentée ci-dessus a été utilisée pour analyser les signaux recueillis lors d'une expérience de réponse évoquée stationnaire auditive. Cette expérience inédite a été menée par l'équipe d'O. Bertrand, responsable de l'équipe "Dynamique Cérébrale et Cognition" de l'unité U821 de l'INSERM.

3.1 Description de l'expérience

Plusieurs types d'activités cérébrales peuvent être utilisées pour mettre au point une interface cerveau-machine, chacune d'elles nécessite la mise en place d'un traitement spécifique qui doit être adapté aux connaissances neurophysiologiques que l'on possède. Par exemple, les bases neurophysiologiques de l'imagination de mouvement ont été largement étudiées et ont donné lieu à des interfaces s'appuyant sur des phénomènes appelés "synchronisations ou désynchronisations relatives au mouvement". L'expérience mise en place à l'INSERM s'appuie quant à elle sur des réponses cérébrales appelées "réponse évoquée stationnaires". On appelle de cette manière les réponses cérébrales qui se synchronisent sur la fréquence du stimulus

envoyé. Elles peuvent être visuelles (des flashes lumineux sont envoyés à fréquence fixe), auditives (on envoie un son à une fréquence particulière) ou somatosensorielles (toucher un objet qui vibre à une certaine fréquence entraîne une synchronisation de certaines zones du cortex somatosensoriel). L'expérience présentée ici va plus loin que ce simple principe en postulant une modulation attentionnelle de la réponse auditive évoquée stationnaire. C'est-à-dire que lors d'une écoute binaurale dichotique (on stimule chaque oreille avec un son différent), on postule que l'importance de la réponse évoquée est alternativement plus importante selon que le sujet se concentre sur l'une ou l'autre de ses oreilles. La figure 1 résume le principe de cette expérience.

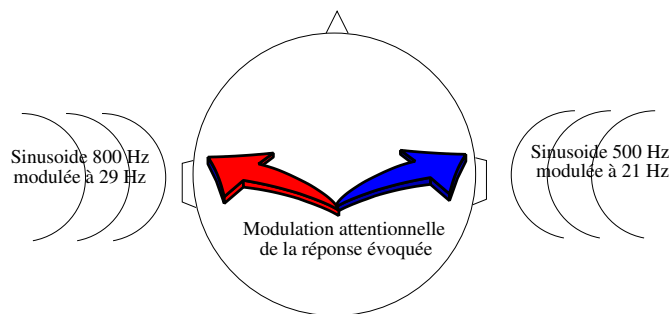


Fig. 1: Expérience de réponse évoquée stationnaire auditive. Dans le cas d'une écoute binaurale dichotique (un son sinusoïdale à 500 Hz modulé à 21 Hz à droite et un son sinusoïdale à 800 Hz modulé à 29 Hz à gauche), il est postulé un effet de modulation attentionnel sur l'importance des réponses évoquées stationnaires.

On peut alors facilement imaginer une interface cerveau-machine basée sur ce principe : si on peut détecter sur quelle oreille est portée l'attention du sujet, on peut affecter à chaque oreille une commande spécifique. Notons enfin que ce sont les synchronisations cérébrales avec les stimulus de modulation (21 ou 29 Hz) qui sont cherchées.

3.2 Méthodes d'analyse

Si cette méthode innovante est un excellent candidat pour diminuer les contraintes imposées par l'utilisation des interfaces cerveau-machines, elle pose néanmoins encore quelques problèmes délicats de validation : nous n'avons accès, lors de l'apprentissage de nos méthodes, qu'aux demandes faites au sujet (porter son attention sur le son gauche ou droit) sans savoir réellement si le sujet a rencontré des difficultés (*i.e.* a-t-il réussi à bien se concentrer?). C'est pourquoi deux méthodes d'analyse ont été utilisées afin d'avoir une certitude plus grande concernant l'accomplissement de la tâche.

Conditions d'enregistrement Les signaux magnétoencéphalographiques (MEG) issus de 275 capteurs sont échantillonnés à 600 Hz. Un casque stéréo est utilisé.

Graphes de synchronisation Afin d'utiliser au mieux les connaissances neurophysiologiques concernant le prin-

cipe décrit, les signaux sont tout d'abord filtrés à 21 et 29 Hz. Les signaux spécifiques à chaque fréquence permettent alors de construire deux suites de graphes. La construction des graphes s'est faite en utilisant l'ensemble des capteurs mais la moitié des efficacités globales est conservée en tant que caractéristique à classifier. Les efficacités globales calculées à partir des signaux à 29 Hz sont conservées pour les capteurs de la partie gauche du cerveau. De manière opposée, les efficacités globales calculées à partir des signaux filtrés à 21 Hz sont conservées pour les capteurs de la partie droite du cerveau. Cette méthode conduit donc à 264 caractéristiques pour réaliser la classification (on a supprimé les efficacités globales correspondant aux capteurs de la partie centrale du cerveau). Un séparateur à vaste marge (SVM) est utilisé pour réaliser la classification.

Analyse spectrale simple Une méthode simple est également mise en place afin de pouvoir comparer les résultats et de tenter de s'affranchir de l'indétermination sur le succès de la réalisation de la tâche. Dans le cas de cette méthode simple, on filtre les signaux issus des capteurs de la partie gauche du cerveau à l'aide d'un filtre centré autour de 29 Hz et on filtre les signaux issus des capteurs de la partie droite du cerveau à l'aide d'un filtre centré autour de 21 Hz. De même que dans la méthode précédente, on élimine les capteurs centraux. Ceci nous conduit donc également à 264 caractéristiques pour réaliser la classification. Le même séparateur à vaste marge est utilisé.

3.3 Résultats d'expérimentations

Dans une étude préliminaire, nous avons étudié la variance de l'efficacité globale et des puissances spectrales en fonction de la taille des fenêtres temporelles considérées. Chacune des deux méthodes s'est avérée instable (grande variance observée) pour des tailles de fenêtre inférieure à 2400 pts. Nous nous consacrons donc ici à une étude basée sur des fenêtres de 3200 échantillons (soit environ 5,3 secondes). Un délai correspondant à 60 échantillons sépare chaque fenêtre d'analyse. Enfin les filtres passe-bandes utilisés étaient des filtres à réponse impulsionnelle finie composés de 200 coefficients. On a ainsi pu obtenir un bon pouvoir de résolution pour séparer les composants autour de 21 Hz et 29 Hz.

La figure 2 présente le résultat de la discrimination entre l'attention portée sur le son gauche ou droit. Pour cette expérience, l'enregistrement a été décomposé en deux jeux de données : l'un servant à l'apprentissage et l'autre à faire des tests de classification. La figure 2(a) a été obtenu en utilisant la méthode présentée ici basée sur des mesures topologiques de graphe de connectivité. La figure 2(b) montre les résultats de classification obtenus à l'aide de la méthode simple basée sur les puissances spectrales. Les deux principes de classification donnent des résultats similaires.

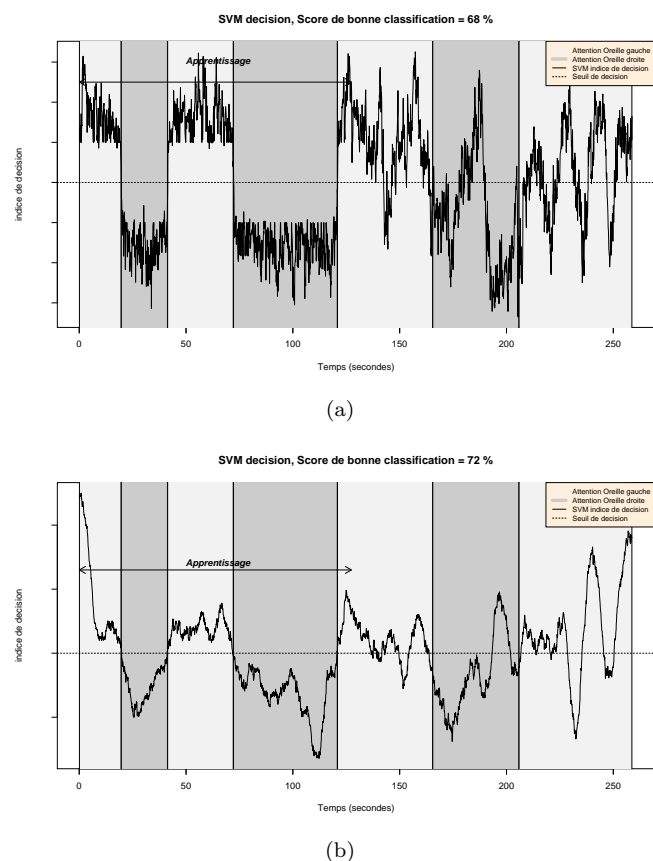


Fig. 2: Résultats de classification pour l'expérience de réponse évoquée stationnaire auditive. Fig. 2(a) : résultats de la classification par la méthode utilisant les graphes de connectivité (valeur obtenue par le SVM). Les zones en gris foncé correspondent à une attention portée au son de l'oreille droite, les zones en gris clair pour le son de l'oreille gauche. Fig. 2(b) : résultats de classification par la méthode simple de filtrage (valeur obtenue par le SVM). Les zones en gris foncé correspondent à une attention portée au son de l'oreille droite, les zones en gris clair pour le son de l'oreille gauche.

4 Discussion

Les résultats, indépendamment du choix de la méthode utilisée, sont encore insuffisants pour garantir la réalisation d'une interface cerveau-machine fiable et simple d'utilisation. Néanmoins, ce principe semble très prometteur et autorise la conception d'interfaces cerveau-machines combinées, c'est-à-dire basées sur plusieurs principes en même temps (imagination de mouvement et potentiel évoqués peuvent s'avérer très complémentaires).

L'utilisation dans le cas présent de la magnétoencéphalographie limite bien sûr les applications dans la vie de tous les jours en raison de la lourdeur actuelle des acquisitions. Cependant rien n'empêche d'utiliser le même principe en utilisant l'électroencéphalographie (moins coûteuse et plus simple d'utilisation). La perte de résolution spatiale n'est pas un critère trop limitant.

Bien que les deux méthodes donnent des résultats similaires, il faut noter que l'analyse des tâches cérébrales à l'aide des graphes de connectivité permet d'extraire plus d'information sur le rôle des régions cérébrales au cours de

l'accomplissement de la tâche. L'étude de la dynamique de ces graphes de connectivité doit donc être approfondie et ceci permettra d'affiner la méthode de classification en se basant sur les connaissances anatomiques du rôle des régions cérébrales et les propriétés topologiques au cours du temps de ces régions au sein des graphes de connectivité. La méthode basée sur les graphes de connectivité permet donc de comprendre plus précisément le fonctionnement dynamique du cerveau au cours de l'accomplissement de la tâche.

5 Conclusion

Dans cet article, nous avons exploité une toute nouvelle expérience d'ICM mise au point à l'unité U821 de l'INSERM et qui exploite des signaux de réponse évoquée stationnaire auditive. Les deux méthodes de discrimination que nous avons proposées, bien que nécessitant encore quelques améliorations (comme par exemple une sélection des capteurs préalablement à la classification), suggèrent que ce type de BCI asynchrone est prometteur.

Des améliorations sont en cours : des retards peuvent facilement être introduits pour tenir compte du retard des communications neuronales ; une mesure non-symétrique pourrait être utilisée à la place de la corrélation ; des arêtes pondérées (selon la valeur de la corrélation) pourraient faire apparaître des phénomènes plus précis. Enfin il faut noter que les non-linéarités introduites par la magnétoencéphalographie ne peuvent pas être correctement décrites par une mesure de corrélation et militent en faveur de l'introduction dans la méthode d'une mesure non-linéaire.

Remerciements

Cette recherche a été supportée par l'Agence Nationale pour le Recherche (ANR) au travers du projet de technologie logicielle Open-ViBE (Open-source platform for a Virtual Brain Environment), par la Délégation Générale pour l'Armement (DGA) et par le programme d'action Européen COST B27 (Electric Neuronal Oscillations and Cognition).

Références

- [1] S. Achard and E. Bullmore. Efficiency and cost of economical brain functional networks. *PLoS Comput Biol*, 3(2) :e17, Feb 2007.
- [2] S. Boccaletti, V. Latora, Y. Moreno, M. Chavez, and D. U. Hwang. Complex networks : Structure and dynamics. *Physics Reports*, 424(4-5) :175–308, February 2006.
- [3] S. G. Mason and G. E. Birch. A brain-controlled switch for asynchronous control applications. *IEEE Trans Biomed Eng*, 47(10) :1297–1307, Oct 2000.
- [4] J. R. Wolpaw, D. J. McFarland, G. W. Neat, and C. A. Forneris. An eeg-based brain-computer interface for cursor control. *Electroencephalogr Clin Neurophysiol*, 78(3) :252–259, Mar 1991.