

# Apport de la reconstruction de sources en EEG pour la détection d'états de fatigue mentale

F. LAURENT<sup>1</sup>, M. BESSERVE<sup>1</sup>, G. FLORENCE<sup>1,2</sup>, J. MARTINERIE<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Laboratoire de Neurosciences Cognitives et Imagerie Cérébrale – LENA, CNRS UPR 640, Université Pierre et Marie Curie – Paris 6, Paris, France

<sup>2</sup>Institut de Médecine Aéronautique du Service de Santé des Armées, B.P. 73, 91223 Brétigny-sur-Orge Cedex

francois.laurent@chups.jussieu.fr

**Résumé** – La reconstruction de l'activité cérébrale au niveau du cortex, à partir du signal relevé sur le scalp et de données anatomiques, est susceptible d'améliorer la qualité des caractéristiques extraites du signal pour la classification d'états mentaux. Il nous est apparu que l'utilisation d'un problème inverse présentait peu d'apports pour la détection de la fatigue mentale ou cognitive, dans les conditions que nous nous sommes imposées, à savoir une conception d'interface cerveau-machine asynchrone, utilisant des fenêtres de 20s.

**Abstract** – By taking advantage of anatomical data, brain activity reconstruction from the scalp onto the cortex may improve quality of features one could extract from the signal in order to provide them to a classifier of mental states. We noticed a limited interesting contribution to cognitive or mental fatigue detection, given that we set some terms as a design of brain-computer interface with 20s signal windows.

## 1. Introduction

L'électroencéphalographie (EEG) a été adoptée pour la majorité des interfaces cerveau-machine (ICM) comme moyen de suivi de l'activité cérébrale. Cette activité cérébrale est en effet susceptible de présenter des différences utiles à la discrimination ou la détection d'états cérébraux. L'état cérébral qui retient notre attention ici est la fatigue mentale ou cognitive, et l'intérêt des travaux que nous menons est, à terme, de prévenir un certain nombre d'accidents dus à des épisodes d'hypovigilance ou d'inattention. Certaines activités, telles que la conduite de véhicules ou le pilotage d'aéronefs, sont particulièrement vulnérables à la fatigue. Un détecteur de fatigue serait donc une ICM qui permettrait le diagnostic en temps réel.

La fatigue mentale peut être définie comme la sensation qu'éprouve un individu lorsqu'il perçoit une diminution de ses capacités cognitives [1]. Il s'agit d'un état mental subjectif, difficile à rapprocher de critères physiologiques objectifs connus. Certains travaux exploitent le temps passé à la tâche ([2]) en classant les fenêtres du début d'une session contre celles de la fin. La participation cognitive de la fatigue est cependant susceptible d'être masquée par les modifications des activités musculaires péricrânienne ([3], [4]) et palpébrale ([5]).

Nous avons donc fait le choix d'utiliser un indice de performance (à partir des temps de réponse) pour sélectionner des fenêtres de signal au cours desquelles le

sujet peut être considéré comme fatigué ou non, au sens du critère de performance. Afin de mieux satisfaire les contraintes d'exploitation d'un détecteur de fatigue, ces fenêtres ne sont pas calées sur un stimulus, l'indice étant calculé à partir des événements inclus de la fenêtre.

### 1.1 Les caractéristiques

Le choix des caractéristiques extraites de chacune de ses fenêtres se base sur les progrès récents des neurosciences cognitives montrant que tout acte cognitif émerge d'une coopération entre plusieurs réseaux neuronaux spatialement distribués ([6], [7]). Un travail antérieur de l'équipe a permis de définir une procédure permettant de caractériser les liens dynamiques entre les groupes neuronaux par la synchronisation d'activités oscillatoires dans certaines bandes de fréquence comprise entre 0 et 1000 Hz ([8]). L'activité neuroélectrique dans une bande de fréquences se caractérise par son amplitude et sa phase. En effet, le signal complexe formé par le signal filtré sur une bande étroite ([9]) en partie réelle et d'une estimation (par transformée de Hilbert) du signal en quadrature en partie imaginaire peut s'écrire sous la forme :

$$z(t) = a(t)e^{j\phi(t)} \quad (1)$$

Cette expression nous permet d'estimer l'énergie du signal sur un intervalle de temps donné ainsi que la

synchronisation de phase entre chaque paire (k,l) de points de mesure, dite *Phase Locking Value* ([10]) :

$$\left| \frac{1}{T} \sum_{t=t_0}^{t_0+T} e^{j(\phi_k(t) - \phi_l(t))} \right| \quad (2)$$

## 1.2 Les données

L'expérience de cet article a déjà fait l'objet de traitements ([11]), repris pour une grande part ici. Il s'agit d'une expérience de compatibilité spatiale dans laquelle les sujets avaient à répondre, à chaque essai, à l'orientation (gauche ou droite) d'une flèche, alors que celle-ci s'affichait de manière indépendante à gauche ou à droite d'un point de fixation central. Les temps de réponse pour les bonnes réponses sont normalisés selon le sens de la flèche et la congruence de la stimulation. En effet, des biais ont été mis en évidence dans une étude précédente ([12]). Le signal a ensuite été segmenté en fenêtres de 20s, sans calage sur une quelconque stimulation, et un indice de performance a été calculé sur chacune de ces fenêtres. Nous avons retenu la médiane des temps de réaction normalisés des bonnes réponses, les erreurs à l'intérieur d'une fenêtre étant remplacées par le temps de réponse le plus long sur la fenêtre. Les deux classes sont construites comme le premier et le dernier quartile des mesures de performance.

Pour chacune des fenêtres retenues, le signal a été observé dans trois bandes de fréquences (thêta : 3-7Hz, alpha : 7-13Hz, bêta : 13-18Hz). Les caractéristiques évoquées ci-dessus ont été exploitées avec un relatif succès lorsque extraites du signal au niveau des capteurs, et concaténées (taux de bonne classification par séparateur linéaire à vaste marge (SVM linéaire) : 69% en moyenne sur 12 sujets [11]).

L'activité cérébrale des sujets a été enregistrée à l'aide de 60 électrodes (+ 1 EOG) en référence commune. Pour cette étude, les 10 sujets aux signaux EEG les plus propres ont été conservés.

## 1.3 Reconstruction de sources

Nous proposons ici d'étudier l'apport en classification de la reconstruction des sources qui peut être considérée comme une complexification des traitements certes, mais aussi comme un enrichissement des données par des informations anatomiques (*a priori*). La reconstruction de sources est une projection du signal, initialement mesuré sur les capteurs, sur les sommets d'un maillage (environ  $10^4$  sommets) représentant soit la surface du cortex observée par IRMa, soit l'interface entre matière grise et matière blanche. Nous avons retenu cette dernière.

Cette reconstruction s'opère en deux temps. En premier lieu, un modèle « direct » est estimé en considérant la présence d'un dipôle équivalent de courant (une source) en chaque sommet du maillage et en prenant en compte la géométrie et certaines propriétés de conduction des tissus cérébraux (cortex, crâne et scalp). La position des électrodes doit également être connue. Par simplification,

le crâne est approximé par une sphère, cette approximation étant réalisée pour chaque électrode. On obtient par la résolution de ce modèle direct une matrice de gains qui quantifie la transformation du signal depuis les sources jusqu'aux capteurs. Il convient dans un second temps d'estimer la transformation inverse. Nous employons pour cela une méthode dite à norme minimale (paramètre de régularisation : 10), qui peut être interprétée comme une forme régularisée des moindres carrés. Une revue générale au sujet des méthodes de reconstruction de sources peut être trouvée dans [13].

La projection du signal des capteurs sur les sources s'opère par produit avec une matrice de gains indépendants du temps. Les caractéristiques alors extraites de ce nouveau signal étant non-linéaires, il est naturel de s'attendre à des différences de précision en classification.

Une économie calculatoire conséquente, dont la justification est ancrée dans la nature linéaire de cette projection et des pré-traitements utilisés (analyse en composante principale, filtres à réponse impulsionnelle finie, transformée de Hilbert), consiste à projeter le signal analytique pour chaque bande de fréquence plutôt que le signal brut. On peut donc réaliser le filtrage passe-bande (2-25Hz, phase nulle), l'élimination des artéfacts oculaires (par ACP dans notre cas), la décimation (à 50Hz) puis le filtrage d'une bande et l'estimation du signal analytique dans cette bande, en amont de l'explosion du nombre de points de mesure et de l'extraction finale des caractéristiques.

## 2. Résultats

La reconstruction de sources est applicable à des signaux d'origine cérébrocorticale. Notre hypothèse est que son emploi serait bénéfique à condition d'éliminer finement les artéfacts oculaires et l'activité musculaire, pour lesquels aucun générateur n'est explicitement prévu dans les problèmes directs, à notre connaissance.

Nous avons tour à tour évalué la précision en classification des puissances et synchronies sur un signal reconstruit ou pas, corrigé pour les artéfacts oculaires ou pas, en ignorant des électrodes contaminées par le muscle (Fp1, Fp2, Fpz, AF7, AF8, AF3, AF4, F7, F8, F5, F6, FT7, FT8, T7, T8, TP7, TP8, P7, P8, PO7, PO8) ou pas. La technique de classification utilisée est le séparateur à vaste marge ([14]), déployée dans des validations croisées en 10 sous-ensembles, elles-mêmes répétées 10 fois avec des échantillonnages de départ différents, afin de réduire la variabilité de l'estimation.

Le calcul des synchronies sur les sources se heurte à un problème de dimension. Si l'on considère les  $10^4$  sources, le nombre de synchronies de phase, égal au nombre de paires de sources fois le nombre de bandes de fréquences, s'élève à environ  $1,5 \times 10^8$ . Nous avons donc considéré des sous-ensembles, obtenus par décimation spatiale du maillage des sources, de manière à ce que le maillage décimé ait une forme la plus semblable que possible à celle du maillage d'origine.

La figure 1 montre cependant qu'il faut un nombre de sources grand au regard de la quantité de donnée que cela entraîne, ne serait-ce que pour égaler les synchronies de phase au niveau du scalp. On obtient toutefois un apport significatif des synchronies au niveau des sources (500, artéfacts oculaires corrigés) en conservant 80% des sujets ( $p=2,5\%$ , test de Wilcoxon pour échantillons appariés). En effet, dans notre cas, un sujet en particulier s'avérait très mauvais par rapport aux autres.

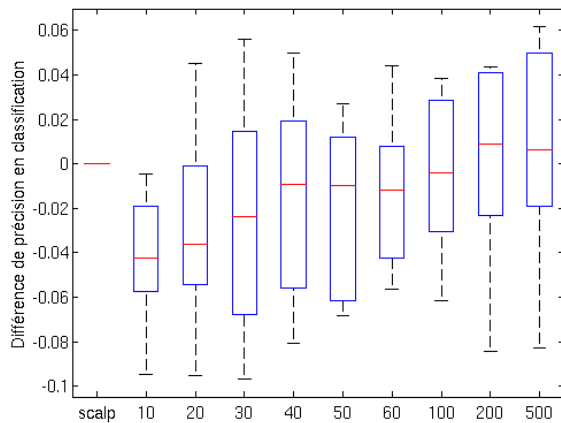


FIG. 1 : Différences de taux moyens de bonnes classifications entre synchronies au niveau du scalp et synchronies prises entre les sources de sous-ensembles de taille variable

La figure 2 montre les taux de bonnes classifications (en ordonnées) pour les deux situations les plus opposées, avec à gauche, les puissances, à droite, les synchronies, et à l'intérieur de chaque groupe, à gauche, les données brutes (seulement filtrées par passe-bande) en provenance de la totalité des électrodes, à droite, les données corrigées pour les artéfacts oculaires, en provenance d'un ensemble réduit de capteurs.

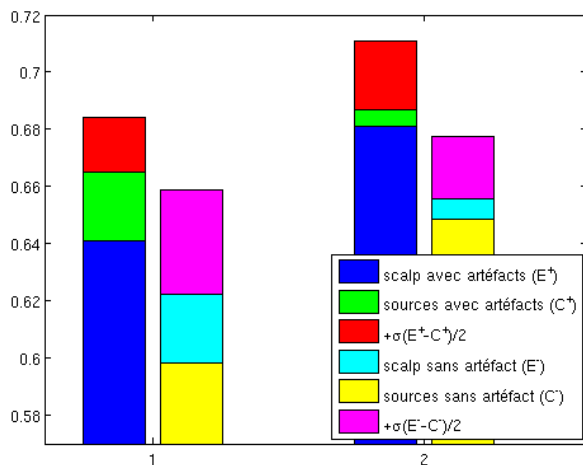


FIG. 2 : Taux moyens de bonnes classifications avec les puissances en 1 et les synchronies en 2

Alors que la reconstruction de sources permet, de façon inattendue, une meilleure classification en présence de plus d'activité électrique d'origine non cognitive, elle s'avère médiocre sur un signal peu « pollué ».

### 3. Discussion

Les activités électrooculographique et électromyographique, voire peut être électrocardiographique, sont probablement pertinentes pour la problématique du suivi de la performance d'un individu. Cela rend l'étude de la reconstruction de sources difficile. L'apport de cette reconstruction à la classification d'états de fatigue mentale apparaît faible.

En effet, la classification n'est pas améliorée dans le cas que nous pensions optimal, et en revanche, le coût calculatoire du problème inverse est conséquent lorsque l'on souhaite obtenir les décours temporels de toutes les sources, bloquant pour les calculs en complexité quadratique comme celui des synchronies de phase.

Il est cependant possible que les durées trop réduites des sessions de l'expérience dont nous avons exploité les données ne permettent pas l'émergence d'un état de fatigue suffisamment perceptible. De plus, l'étiquetage des fenêtres de signal nécessite un nombre d'essais qui impose de grandes tailles de fenêtre. Or les synchronies de phase semblent persister sur des périodes inférieures à la seconde, comme on peut le constater dans les études citées à une stimulation ([7]).

Note : ces travaux sont soutenus par la Délégation Générale pour l'Armement (DGA).

### Références

- [1] L.S. Aaronson, C.S. Teel, V. Cassmeyer, G.B. Neuberger, L. Pallikkathayil, J. Pierce, Defining and measuring fatigue. *Journal of Nursing Scholarship*, 31(1): 45-50, 1999.
- [2] L.J. Trejo, K. Knuth, R. Prado, R. Rosipal, K. Kubitz, R. Kochavi, B. Matthews, Y. Zhang, EEG-based estimation of mental fatigue: Convergent evidence for a three-state model. In *Proceedings of 13th International Conference on Human Computer Interaction*, D.D. Schmorow, Reeves L.M.(eds.): Augmented Cognition, HCII 2007, Beijing, China, LNAI 4565, Springer, pp. 201-211, 2007.
- [3] A. Van Boxtel, M. Jessurum, Amplitude and bilateral coherency of facial and jaw-elevator EMG activity as an index of effort during a two-choice serial reaction task. *Psychophysiology*, 30(6): 589-604, 1993.
- [4] W. Waterink, A. Van Boxtel, Facial and jaw-elevator EMG activity in relation to changes in performance level during a sustained information processing task. *Biol. Psychol.*, 37(3): 183-198, 1994.

- [5] J.A. Stern, D. Boyer, D. Schroeder, Blink rate: A possible measure of fatigue. *Hum. Factors*, 36(2): 285-297, 1994.
- [6] F. Varela, J.P. Lachaux, E. Rodriguez, J. Martinerie, The brainweb: Phase synchronization and large-scale integration. *Nature Rev. Neurosci.*, 2: 229-239, 2001.
- [7] E. Rodriguez, N. George, J.P. Lachaux, J. Martinerie, B. Renault, F. Varela, Perception shadow: long distance gamma band synchronization and desynchronization on the human scalp. *Nature*, 2: 229-239, 1999.
- [8] D. Rudrauf, A. Douiri, C. Kovach, J.P. Lachaux, D. Cosmelli, M. Chavez, C. Adam, B. Renault, J. Martinerie, M. Le Van Quyen, Frequency flows and the time-frequency dynamics of multivariate phase synchronization in brain signals. *NeuroImage*, 31(1): 209-227.
- [9] B. Boashash, Estimating and interpreting the instantaneous frequency of a signal – part 1: Fundamentals. *Proc. IEEE*, 80: 540-568, 1992.
- [10] J.P. Lachaux, E. Rodriguez, J. Martinerie, F. Varela, Measuring phase synchrony in brain signal. *Hum. Brain Mapp.*, 8(4):194-208, 1999.
- [11] M. Besserve, M. Philippe, F. Laurent, G. Florence, L. Garnero, J. Martinerie, Prediction of performance level during a cognitive task from ongoing EEG oscillatory activities. Soumis à *Clinical Neurophysiology*.
- [12] G. Florence, M. Philippe, J. Martinerie, B. Renault, J.P. Lachaux, L. Hugueville, S. Sautivet, P. Van Beers, Y. Cordoliani, C. Leveque, Phases préliminaires à l'évaluation de l'intérêt des synchronies dans la détection de la fatigue mentale. Rapport de recherche n°06-03, IMASSA, 2006.
- [13] S. Baillet, J.C. Mosher, R.M. Leahy, Electromagnetic Brain Mapping. *IEEE Sig. Proc. Mag.*, 18(6): 14-30, 2001.
- [14] N. Cristianini, J. Shawe-Taylor, *Introduction to Support Vector Machines*. Cambridge University Press, 2000.