

# Mise en évidence des potentiels évoqués par CSP pour le dispositif d'interface P300 Speller

Samuel BOUDET<sup>1,3</sup>, Laurent PEYRODIE<sup>1,3</sup>, Philippe GALLOIS<sup>2</sup>, Christian VASSEUR<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Laboratoire ERASM-HEI

Hautes Etudes d'Ingenieurs, 13 rue de Toul, 59046 Lille, France

<sup>2</sup>Hopital St Vincent de Paul - Service des explorations fonctionnelles, 59000 Lille, France

<sup>3</sup>Laboratoire d'Automatique, Génie Informatique & Signal (CNRS UMR8146)

Universisté de Lille 1, 59655 Villeneuve d'Ascq, France

samuel.boudet@hei.fr

**Résumé** – Cet article met en évidence des phénomènes physiologiques apparaissant dans le P300 speller. La méthode Common Spatial Pattern (CSP) est utilisée pour amplifier les potentiels évoqués (ERP) endogènes utilisés pour la classification. Cette méthode est également utilisée pour montrer le processus de propagation du signal dans le cerveau. Les résultats, affichés pour trois patients, illustrent la diversité des types de réponses.

**Abstract** – This article emphasizes physiological phenomena appearing on P300 speller. The Common Spatial Pattern (CSP) method is used to amplify the endogenous Event Related Potentials (ERP) used for classification. This method is also used to show the signal propagation process into the brain. The results, plotted for three patients, illustrate the diversity of response types.

## 1 Introduction

Les interfaces cerveau-ordinateur, ou BCI (Brain Computer Interfaces) sont des systèmes permettant la communication entre une personne et un ordinateur sans intervention musculaire. Dans le monde plusieurs millions de personnes atteintes d'handicap neuromusculaire sévère pourraient bénéficier de ces systèmes.

On distingue essentiellement deux types de techniques. Les techniques non invasives qui utilisent le signal provenant d'un enregistrement électroencéphalographique de surface et les techniques invasives qui utilise le signal issu d'électrodes implantées en profondeur dans le cerveau. Les méthodes invasives recueillent un signal de meilleure qualité et permettent des applications plus complexes comme le contrôle d'un organe artificiel. Elles nécessitent cependant une intervention chirurgicale lourde. Les méthodes non invasives suffisent à redonner un potentiel de communication en émulant un clavier ou une souris.

En particulier, dans cet article nous étudierons le P300 speller basé, sur la détection de potentiel évoqué [1]. Ce paradigme utilise des stimuli visuels permettant d'écrire en épelant des lettres. La méthode consiste à afficher une matrice 6 x 6 à l'écran composée de l'alphabet et des chiffres. Le patient doit se concentrer sur une lettre. Les lignes et les colonnes de la matrices sont alors successivement surlignées. Lorsque la ligne ou la colonne contient la lettre choisie, un potentiel évoqué apparaît en théorie de type P300. On utilise alors un classifieur [2] [3] pour déterminer si ce signal correspond à une réponse positive à la stimulation ou non. Ces classifieurs ne mettent pas visuellement en

évidence les aspects neurophysiologiques mis en jeu. Pour mieux les comprendre et améliorer encore les méthodes, il est donc nécessaire de réaliser le lien entre les aspects mathématiques et les aspects neurophysiologiques.

Dans une première partie, nous présenterons le contexte du P300 speller. Nous montrerons ensuite comment la méthode CSP (Common spatial Pattern) permet de visualiser ces phénomènes. Enfin nous ouvrirons une discussion sur l'interprétation de nos résultats.

## 2 Le Paradigme P300 speller

Le système du P300 speller consiste à envoyer des flashes (stimuli) toutes les 175 ms pour surligner successivement les lignes et les colonnes de la matrice. Lors d'un passage, chacune des lignes et colonnes est surlignée une et une seule fois et dans un ordre aléatoire (lignes et colonnes mélangées). La sélection d'une lettre peut nécessiter 15 passages soit environ 40 secondes. Il est donc important de diminuer ce temps pour rendre la méthode moins fastidieuse. C'est l'objet des recherches en classification. Une session dure en général une à deux heures et consiste à enregistrer plusieurs mots sans repositionner le casque d'électrodes. Dans cet article, nous ne traiterons pas la classification mais nous chercherons à mettre en évidence les aspects neurophysiologiques.

Après chaque flash, qu'il contienne la bonne lettre ou non, un potentiel évoqué apparaît 100 ms après la stimulation [4]. Il est localisé dans la région occipitale du cerveau qui est l'aire utilisée pour la vision. Lorsque le flash contient la lettre choisie, une autre réponse plus tar-

diverge apparaît qui correspond à une réaction cognitive et attentionnelle du patient. La réponse la plus courante et la plus significative est la P300. Il correspond à une ample positivité survenant 300 ms après la stimulation, localisée principalement dans la partie supérieure du crâne. Cependant la latence, l'amplitude et la localisation peuvent varier d'un individu à l'autre et d'autres potentiels peuvent se superposer à la réponse principale. Nous utiliserons la méthode CSP pour mettre en évidence de façon visuelle les potentiels significatifs.

### 3 La méthode CSP

La CSP est une méthode permettant de mettre en valeur une augmentation de puissance de signal entre deux instants. Elle a été introduite par Koles [5] et est maintenant très utilisée dans diverses applications de la BCI [6]. Elle consiste à trouver la combinaison linéaire des différentes voies qui maximise le rapport de variance du signal entre deux périodes distinctes appelées également classes. Cela revient à maximiser la variance de la première période tout en minimisant la variance de la seconde. Cette optimisation se fait par diagonalisation simultanée de 2 matrices de covariances des différents instants sélectionnés. La sélection des classes dépend fortement du processus à analyser.

On note  $R_1$  et  $R_2$  ces matrices de covariances  $R_1 = V_1 V_1^t$  et  $R_2 = V_2 V_2^t$ .  $V_1$ ,  $V_2$  représentent les matrices de signal dont les lignes représentent les  $n$  différentes voies et les colonnes, les échantillons temporels. Nous cherchons l'application linéaire représentée par le vecteur  $s(1, n)$  qui maximise :

$$R(s) = \frac{\|sV_1\|}{\|sV_2\|} \quad (1)$$

En diagonalisant la matrice  $R_1^{-1}R_2$ , la solution  $\hat{s}$  est le vecteur propre correspondant à la plus grande valeur propre  $\lambda$ . On aura alors

$$R(\hat{s}) = \sqrt{\lambda} \quad (2)$$

La valeur propre nous donne donc la significativité de cette augmentation. Une fois la composante déterminée nous pourrions définir sa localisation en calculant la corrélation avec les différentes voies du signal. Nous avons montré [7] que l'on obtient les mêmes résultats si l'on applique la localisation sur l'une ou l'autre des classes. La localisation est donnée par :

$$\mathbf{x} = \frac{\hat{\mathbf{s}}R_1}{(\hat{\mathbf{s}}R_1\hat{\mathbf{s}}^T)} \quad (3)$$

## 4 Application aux données du P300 speller

Nous avons appliqué la méthode CSP sur les données issues de ce protocole fourni par le Wadsworth Institute [3]. Chaque expérience est réalisée à l'intérieur d'une même session. Les signaux sont composés de 64 canaux échantillonnés à 240Hz et nous filtrons avec un passe bande de 0.5Hz à 10Hz.

### 4.1 Mise en évidence des potentiels évoqués

Nous construisons les deux classes de signaux. La première est constituée des signaux succédant aux stimuli cibles et la deuxième des signaux succédant aux stimuli de référence. Nous prendrons ces signaux dans une fenêtre temporelle après chaque stimulation (fig 1). Le début ( $L$ ) et la durée ( $d$ ) de cette fenêtre seront constants au cours de la session. Cependant le temps de réponse peut varier fortement selon les patients et donc cette fenêtre devra dépendre également du patient.

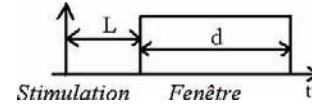
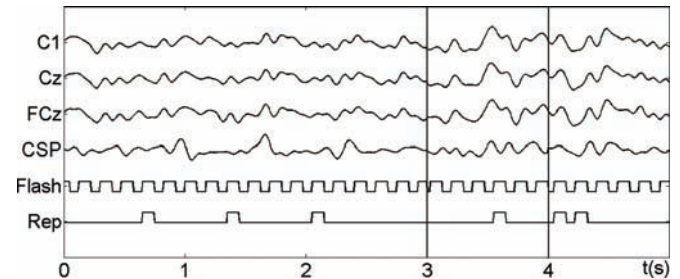


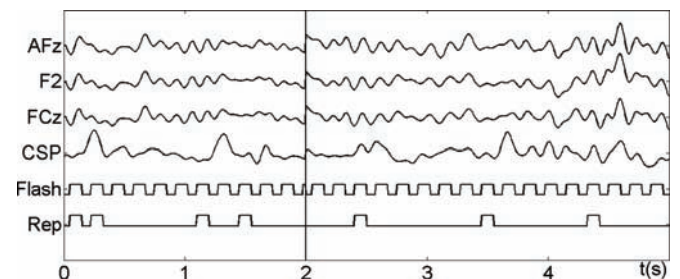
FIG. 1 – Définition de la latence  $L$  et de la durée  $d$

Les différents instants d'une même classe sont alors concaténés pour calculer les matrices de covariance  $R_1$  et  $R_2$ . En appliquant la CSP sur ces matrices nous pourrions obtenir la composante qui permet de minimiser le bruit tout en maximisant les potentiels évoqués compris dans la fenêtre temporelle.

La figure 2 illustre les résultats que l'on peut obtenir avec cette méthode sur deux patients différents. Les 3 premières voies montrent les électrodes les plus significatives. La quatrième voie correspond à la composante CSP, la cinquième voies correspond aux flashes et la sixième montre les stimuli cibles.



(a) Patient 1 : Composante optimisée entre 300 et 360 ms



(b) Patient 2 : Composante optimisée entre 200 et 280 ms

FIG. 2 – Composantes CSP obtenues sur deux patients

### 4.2 Image des validations croisées

La méthode CSP n'identifie sur une composante qu'un seul potentiel évoqué par stimulation. Cependant, C. Sergent a montré que plusieurs potentiels évoqués pouvaient apparaître dans ce processus [4]. Ces multiples potentiels

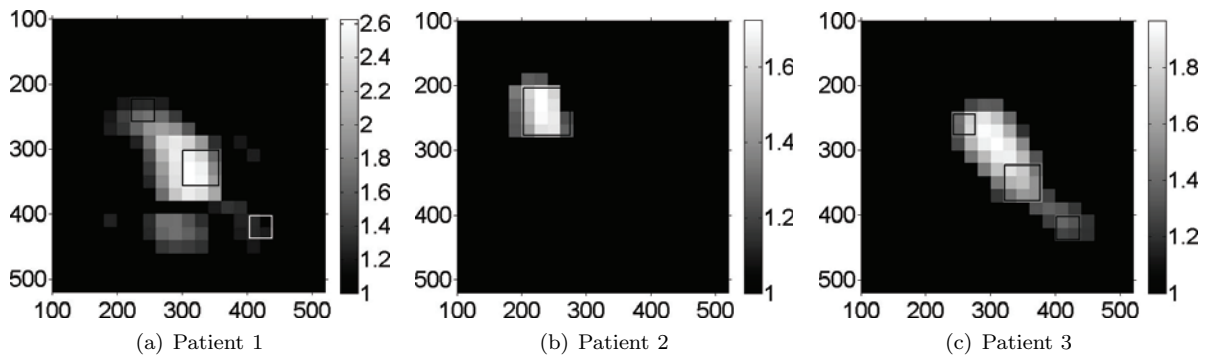


FIG. 3 – Image des validations croisées sur 3 patients

se caractérisent par des latences et des sources ou distributions différentes. Nous avons donc construit une image pour mettre en évidence cette non-unicité. Cette image pourra également être utilisée pour fixer les deux valeurs  $L$  et  $d$ .

Pour construire cette image, on divise en deux les données. La première partie est utilisée pour effectuer un apprentissage et la deuxième pour tester la significativité des résultats. Pour chaque session traitée, nous utiliserons 15 lettres pour l'apprentissage et 5 lettres pour le test. On fixe la durée  $d$  à 20ms et on va faire varier une latence  $L_1$  par pas de 20ms. On détermine alors pour chaque valeur de  $L_1$  une composante optimale sur les données d'apprentissage (représentant au mieux le signal "réponse" durant cette période). Cette composante est alors utilisée sur les données tests et on calcule le rapport de variance (eq. 1) à différents instants. De la même façon que sur les données d'apprentissage, on effectuera ce calcul dans une fenêtre temporelle de durée fixe  $d$  et on fera varier la latence  $L_2$ . Un pixel de coordonnées  $(L_1, L_2)$  représente l'augmentation de variance à une latence  $L_2$  sur les données tests, à partir de la composante optimisée à une latence  $L_1$ . Cette augmentation de variance, notée  $R(L_1, L_2)$ , est représentée en niveau de gris dans le pixel correspondant. Une augmentation de variance inférieure à 1.2 sera considérée comme non significative et sera donc représentée en noir, puis le niveau de gris évoluera linéairement jusqu'au blanc représentant  $R = R_{max}$ . Nous pourrions alors définir la latence optimale  $L_{max}$  comme étant la valeur de  $L$  qui maximise  $R(L, L)$ .

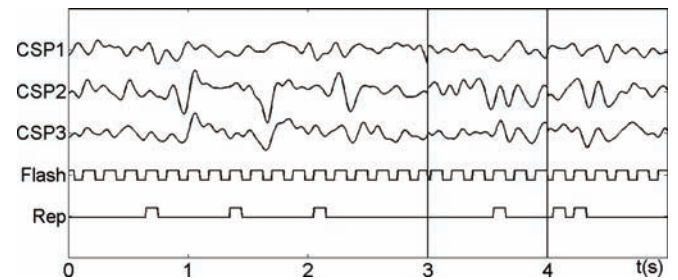
En fonction du nombre de sources constituant le signal, l'image contiendra des formes différentes :

- Dans le cas où il n'y a qu'une seule source (nommée  $S$ ), on devrait obtenir une forme circulaire où le niveau de gris décroît lorsque l'on s'éloigne du point  $(L_{max}, L_{max})$  (fig. 3(b)). En effet, en optimisant  $R$  à une latence  $L_1$ , légèrement différente de  $L_{max}$ , on devrait obtenir la même source  $S$ . A priori le maximum d'énergie de cette source se situe au même instant et on aura  $\text{argmax}_{L_2} R(L_1, L_2) = L_{max}$ . Par ailleurs, l'estimation de  $S$  est plus précise pour  $L_1 = L_{max}$ . On aura donc pour  $L_2$  proche de  $L_{max}$ ,  $\text{argmax}_{L_1} R(L_1, L_2) = L_{max}$ .

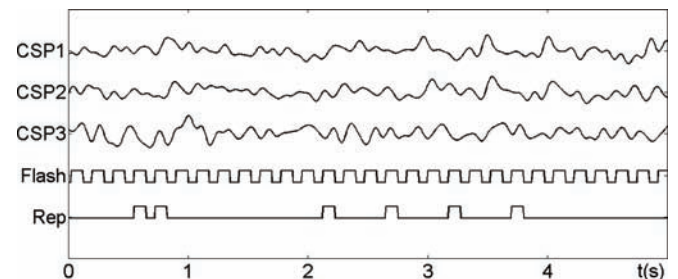
- Dans le cas où il y a plusieurs sources, une forme diagonale devrait apparaître (fig. 3(a) et 3(c)). En effet, en supposant qu'il y ait deux sources mises en jeu avec des latences optimales de  $L_{max_1}$  et  $L_{max_2}$ , on de-

vrait avoir  $\text{argmax}_{L_2} R(L_{max_1}, L_2) = L_{max_1}$  ainsi que  $\text{argmax}_{L_1} R(L_1, L_{max_1}) = L_{max_1}$  (idem pour  $L_{max_2}$ ). Par ailleurs pour toute latence  $L$  comprise entre  $L_{max_1}$  et  $L_{max_2}$ , la meilleure composante sera un mélange de ces deux sources. Cet aspect diagonal apparaîtra aussi lorsque le nombre de source est supérieur à deux.

### 4.3 Optimisation des signaux dans différentes fenêtres



(a) Patient 1 : Composantes optimisées à 220-260ms, 300-360ms, 400-440ms



(b) Patient 3 : Composantes optimisées à 240-380ms, 320-380ms, 400-440ms

FIG. 4 – Composantes CSP obtenues sur les patients 1 et 3 à différents instants

Nous pouvons utiliser les images précédentes pour régler la fenêtre temporelle. Tout d'abord, dans le cas où il n'y a qu'une seule source, il suffit de fixer  $L$  et  $d$  de manière à recouvrir l'ensemble des pixels de la diagonale où  $R(L, L)$  est supérieur à un seuil. Dans le cas où plusieurs sources sont mises en jeu, il est alors possible de définir plusieurs composantes qui représenteront les signaux optimisés à différents instants. Nous définirons alors plusieurs fenêtres temporelles. Ces fenêtres seront définies de manière à n'optimiser les signaux ne correspondant qu'à une seule source à la fois. Elles devront être le plus large possible pour

une meilleure optimisation et le plus espacées possible pour éviter l'influence d'autres sources que celle recherchée. Nous essaierons de prendre des fenêtres de sorte que pour tout  $L_1$  dans cette fenêtre  $\text{argmax}_{L_1} R(L_1, L_{max}) = L_{max}$ . Enfin nous essaierons également de rassembler dans une fenêtre des composantes ayant la même localisation. Le figure 4 montre les différentes composantes ainsi obtenues et la figure 5 montre leur positionnement.

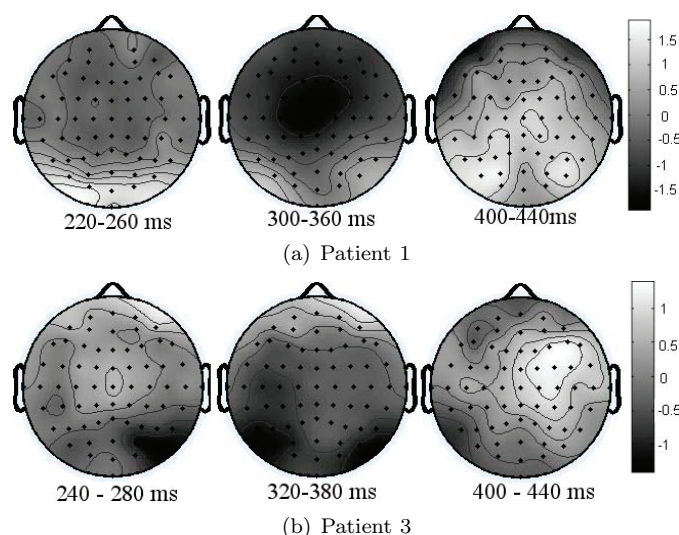


FIG. 5 – Localisation des composantes par corrélation pour différentes fenêtres

## 5 Discussion

Les potentiels évoqués sont en général apparents sur certaines voies mais souvent très peu visibles du fait que ce signal se mélange à d'autres sources cérébrales. La figure 2 montre clairement l'intérêt de la méthode pour leur mise en évidence visuelle.

Nous avons pu remarquer que la latence des premiers potentiels évoqués ( $< 400$ ms) variait très peu au cours d'une session et même entre plusieurs sessions. Cependant, du fait de leur faible amplitude, il est difficile de se prononcer sur des potentiels plus tardifs.

Nous avons également remarqué que lorsque deux bonnes réponses se suivent la deuxième n'est pas toujours apparente et est souvent amoindrie. Il est difficile d'interpréter avec précision ce phénomène physiologique mais il semble nécessaire d'apporter une moindre significativité à cette deuxième réponse.

Les images figure 3(a) et 3(c) montrent un aspect diagonal nettement marqué ce qui implique la non unicité de la source. Les différents essais que nous avons réalisés laissent supposer que le signal se propage de façon continue dans le cerveau. Il ne s'agit donc pas d'un nombre fini de sources qui s'activeraient les unes après les autres.

Les figures 5 et 4 montrent les exemples de propagations sur deux patients. Le premier qui représente le schéma le plus courant, montre qu'un potentiel négatif apparaît dans la région occipitale au bout de 240 ms. Puis au bout de 320 ms un potentiel positif apparaît dans la région centrale

et au bout de 420 ms, un autre potentiel négatif semble apparaître dans la région frontale, la P300 restant le signal le plus net. Cette conclusion a déjà été apportée par C. Sergent dans un autre cadre proche du P300 speller [4]. Le patient 3 présente un schéma légèrement différent où un premier signal apparaît dans la région occipitale droite. Il arrive ensuite dans la région gauche puis un potentiel positif apparaît dans la région centrale sur le lobe droit. Cet exemple a été sélectionné pour montrer la diversité des réponses que l'on peut obtenir. La diversité apparaît également dans les temps de propagations. Chez certains patients par exemple, une première réponse significative apparaît avant 200 ms (fig. 3(b)).

## 6 Conclusion

La méthode CSP améliore l'aspect visuel et permet une meilleure compréhension des phénomènes physiologiques intervenant lors du P300 speller. Toutes les conclusions que nous avons apportées nécessitent cependant des validations sur un plus grand nombre d'essais. Nous pensons que la compréhension et la prise en compte des phénomènes physiologiques permettra d'améliorer le réglage des classifieurs.

## Références

- [1] E. Donchin, K.M. Spencer, et R. Wijesinghe, "The Mental Prosthesis : Assessing the Speed of a P300-Based Brain-Computer Interface," *IEEE Trans. on Rehabil. Eng.*, vol. 8, n. 2, p. 174–179, 2000.
- [2] A. Rakotomamonjy, V. Guigue, G. Mallet, et V. Alvarado, "Ensemble of SVMs for improving Brain Computer Interface P300 speller performances," *Proc. of 15th International Conf. on Artificial Neural Networks*, p. 45–50, 2005.
- [3] D.J. Krusienski, E.W. Sellers, F. Cabestaing, S. Bayouhd, D.J. McFarland, T.M. Vaughan, et J.R. Wolpaw, "A comparison of classification techniques for the P300 Speller," *J. of Neural Eng.*, vol. 3, p. 299–305, 2006.
- [4] C. Sergent, S. Baillet, et S. Dehaene, "Timing of the brain events underlying access to consciousness during the attentional blink," *Nature Neuroscience*, vol. 8, p. 1391–1400, 2005.
- [5] Z.J. Koles, M.S. Lazar, et S.Z. Zhou, "Spatial patterns underlying population differences in the background EEG," *Brain Topography*, vol. 2, n. 4, p. 275–284, 1990.
- [6] G. Townsend, B. Graimann, et G. Pfurtscheller, "A comparison of common spatial patterns with complex band power features in a four-class BCI experiment," *IEEE Trans. on Biomed. Eng.*, vol. 53, n. 4, p. 642–651, 2006.
- [7] S. Boudet, L. Peyrodie, P. Gallois, et C. Vasseur, "Filtering by Optimal Projection and application to automatic artifact removal from EEG," *Signal Processing*, vol. 87, n. 8, p. 1978–1992, 2007.