



RECONSTRUCTION DE L'ACTIVITE ELECTRIQUE CEREBRALE : INTRODUCTION D'INFORMATIONS SPATIO-TEMPORELLES A PRIORI.

Sylvain BAILLET, Line GARNERO

Institut d'Optique Théorique et Appliquée, CNRS URA 14, Groupe Physique des Images

Faculté des sciences. B.P. 147, 91403 Orsay, France.

sylvain.baillet@iota.u-psud.fr

RÉSUMÉ

Dans cet exposé, nous montrons comment il est possible d'introduire des informations a priori de nature hétérogène et spatio-temporelle au sein d'un processus de reconstruction d'image 3D. Dans un cadre bayésien, les contraintes spatiales sont définies à l'aide de fonctions de potentiel avec processus de lignes implicite. Les contraintes d'ordre temporel sont quant à elles quadratiques, avec une origine géométrique très simple. Nous verrons notamment de quelle manière l'apport d'informations temporelles permet d'améliorer les performances en précision et en temps de calcul. Ce travail est illustré par une application en imagerie électrique et magnétique du cerveau.

1. Imagerie fonctionnelle du cerveau et activité électrique neuronale.

L'imagerie fonctionnelle cérébrale est un outil de cartographie des fonctions cognitives humaines. A long terme, les objectifs sont de deux ordres :

- identifier les colonnes de neurones (« paquets de neurones ») responsables de certaines fonctions cognitives simples, et notamment ceux impliqués dans nos cinq sens.
- surveiller et ainsi mieux comprendre l'évolution de dysfonctionnements d'ordre neurologique ou psychiatrique pour éventuellement pouvoir les traiter de manière plus efficace.

Cette dernière vingtaine d'années a vu l'émergence de nouvelles techniques d'imagerie fonctionnelle permettant d'obtenir des informations de nature métabolique [1]. C'est le cas de la tomographie à émission de positons (TEP) et de la tomographie à émission de photon unique (SPECT) qui enregistrent les variations de concentration d'un marqueur radioactif injecté au « patient ». C'est aussi le cas de l'imagerie à résonance magnétique fonctionnelle qui observe les variations du taux d'oxygénation de l'hémoglobine.

Cependant, et de par leur nature, ces techniques ne permettent pas d'observer des variations « rapides » - de

ABSTRACT

In this paper, we show how one can introduce some heterogeneous and spatiotemporal a priori information into a 3D image reconstruction process. In a bayesian framework, the spatial constraints are defined via potential functions, using an implicit line process. The temporal constraints are quadratic, with very simple geometrical origins. We will especially show how temporal information improves the accuracy and time performances.

This work is illustrated with an application in electric and magnetic brain imagery.

l'ordre de 100ms - et ne fournissent qu'une estimée de l'activité moyenne au cours d'une tâche.

Le principe de l'imagerie électrique et magnétique est de retrouver les sources électriques à l'origine du champ électromagnétique recueilli à la surface de la tête [2]. Ces sources correspondent à l'activité électrique de macrocolonnes d'environ 10^4 neurones, réparties orthogonalement à la surface du cortex. Une telle méthode, totalement non invasive, possède une excellente résolution temporelle. Cependant, plusieurs problèmes se posent :

- avoir un modèle satisfaisant du milieu de propagation (problème direct).
- la non-unicité des solutions pour un électro/magnéto encéphalogramme (EEG / MEG) donné, et en ce sens le problème inverse est mal posé.

Dans le cadre de la reconstruction de l'image des sources, nous verrons comment introduire des connaissances de nature anatomique et physiologique, afin de limiter l'espace des solutions.

2. Approche de la reconstruction à partir de l'EEG.

Le milieu: Pour la tête, nous utilisons un modèle sphérique à 3 couches de conductivités différentes.



Les sources: Le modèle de source couramment employé est celui de dipôles de courant d'amplitude de l'ordre de 10 nA.m.

Contraintes anatomiques : Un examen TEP fournit une image des zones actives en moyenne au cours d'une tâche. Ces zones sont alors approchées par des plans localement tangents à la surface corticale, sur lesquels sont distribués orthogonalement plusieurs dipôles. A priori, chaque plan est supposé homogène, alors que d'un plan à l'autre les activités des sources sont considérées comme étant fortement décorrélées (figure 1).

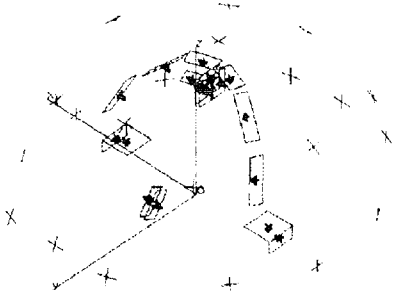


Figure 1 - Modèle sphérique et distribution de plans sources.

Contraintes temporelles: Les potentiels évoqués ont typiquement des composantes spectrales pertinentes limitées à quelques dizaines de Hertz. La fréquence d'échantillonnage de l'EEG est de l'ordre du kHz. Une contrainte de douceur sur l'évolution de l'amplitude de chacun des dipôles peut donc être introduite.

Nous allons maintenant voir de quelle façon nous avons formalisé ces a priori spatio-temporels au sein du processus de reconstruction.

3. Mise en oeuvre

Les amplitudes des dipôles sont rangées, pour l'échantillon n , dans le vecteur \mathbf{p}_n et on a :

$$\mathbf{V}_n = \mathbf{M}\mathbf{p}_n + \mathbf{b} \quad (1)$$

où \mathbf{V}_n est le vecteur des potentiels recueillis à la surface du scalp à l'instant n . \mathbf{b} est un bruit blanc gaussien centré.

Dans le cadre d'une stratégie bayésienne de reconstruction, nous adoptons le critère du MAP:

$$\hat{\mathbf{p}}_n = \max_{\mathbf{p}_n} (p(\mathbf{p}_n | \mathbf{V}_n)) \quad (2)$$

où : $p(\mathbf{p}_n | \mathbf{V}_n) = \frac{1}{Z} e^{-J(\mathbf{p}_n)}$, avec :

$$J(\mathbf{p}_n) = \|\mathbf{V}_n - \mathbf{M}\mathbf{p}_n\|^2 + J^*(\mathbf{p}_n) \quad (3)$$

$J^*(\mathbf{p}_n)$ est le terme qui contient les informations a priori concernant l'activité des dipôles.

Le fait que les plans soient indépendants les uns des autres est propice à l'introduction d'un processus de lignes qui permet en général de régulariser tout en préservant les discontinuités [3]. Néanmoins, nous n'utilisons pas de tel processus explicitement, et optons

pour l'écriture de $J^*(\mathbf{p}_n)$ sous la forme d'une somme de potentiels définis sur le champ d'intensité \mathbf{p}_n uniquement [4]. Ce choix a été fait dans l'optique d'une minimisation au moyen d'un algorithme déterministe, rapide et simple de mise en oeuvre : ARTUR [5]. C'est ainsi que :

$$J^*(\mathbf{p}_n) = \lambda^2 \left(\sum_{k=1}^N \varphi_k(\mathbf{D}_x \mathbf{p}_n | k) + \sum_{k=1}^N \varphi_k(\mathbf{D}_y \mathbf{p}_n | k) \right) \quad (5)$$

$$\dots + J_t(\mathbf{p}_n, \mathbf{p}_{n-1})$$

où \mathbf{D}_x (resp. \mathbf{D}_y) est l'opérateur gradient horizontal (resp. vertical), et :

$$\varphi_k(u) = \frac{\left(\frac{u}{K}\right)^2}{1 + \left(\frac{u}{K}\right)^2} \quad (6)$$

avec :

$$K = \begin{cases} K_2 & \text{si a priori le gradient est "à cheval" sur 2 plans} \\ K_1 & \text{si a priori le gradient reste sur un plan} \end{cases}$$

En effet, le terme de régularisation doit être faible à la frontière entre 2 plans afin de faciliter la création de discontinuités. A l'inverse, comme les plans sont a priori des zones homogènes, nous introduisons un lissage local. C'est ainsi qu'il faut choisir $K_1 \gg K_2$. [6].

Dans un tel contexte, les équations normales associées à $J^*(\mathbf{p}_n)$ s'écrivent :

$$(\mathbf{M}^t \mathbf{M} - \lambda^2 \Delta^n) \mathbf{p}_n + \lambda^2 \frac{d}{d\mathbf{p}_n} J_t(\mathbf{p}_n, \mathbf{p}_{n-1}) = \mathbf{M}^t \mathbf{V}_n \quad (7)$$

où :

$$\Delta^n = -\mathbf{D}_x \mathbf{B}_x^n \mathbf{D}_x - \mathbf{D}_y \mathbf{B}_y^n \mathbf{D}_y \quad \text{avec } \mathbf{B}_x^n = \text{diag}[\mathbf{b}_x^n | k]$$

$$\text{et } \mathbf{b}_x^n | k = \frac{\varphi'_k \left(\left(\mathbf{D}_x \mathbf{p}_n \right)_k \right)}{2 \left(\mathbf{D}_x \mathbf{p}_n \right)_k}$$

(7) est linéarisée par l'algorithme itératif ARTUR qui procède comme suit (en ne tenant compte pour l'instant que de la régularisation spatiale) :

$$\mathbf{p}_n^0 = \mathbf{0}.$$

Répéter:

- 1) Calculer $\mathbf{b}_x^{n,m}$ et $\mathbf{b}_y^{n,m}$
- 2) Résoudre $(\mathbf{M}^t \mathbf{M} - \lambda^2 \Delta^{n,m}) \mathbf{p}_n^{m+1} = \mathbf{M}^t \mathbf{V}_n$
- 3) $m = m+1$

$$\text{Tant que : } \left\| \frac{\mathbf{p}_n^{m+1} - \mathbf{p}_n^m}{\mathbf{p}_n^m} \right\| < F_{\text{pus}}$$

ARTUR n'assure pas une convergence vers le minimum global, sauf dans le cas d'une énergie convexe, ce qui n'est pas le cas ici.

La régularisation temporelle s'effectue via une contrainte quadratique qui s'intègre bien dans ce processus de minimisation. En effet, nous écrivons :

$$J_t(\mathbf{p}_n, \hat{\mathbf{p}}_{n-1}) = \|\mathbf{P}_{n-1}^\perp \mathbf{p}_n\|^2 \quad (8)$$

où :
$$\mathbf{P}_{n-1}^\perp = \mathbf{I} - \frac{\hat{\mathbf{p}}_{n-1} \hat{\mathbf{p}}_{n-1}^t}{\|\hat{\mathbf{p}}_{n-1}\|^2}$$

Une telle contrainte revient à minimiser la norme du projeté de l'estimée courante de \mathbf{p}_n , sur le sous-espace orthogonal à $\hat{\mathbf{p}}_{n-1}$. Ainsi les équations normales selon ARTUR sont linéaires, et on a finalement :

$$\left(\mathbf{M}^t \mathbf{M} - \lambda^2 \left(\Delta^{n,m} + \frac{\alpha}{\lambda^2} \mathbf{P}_{n-1}^{\perp t} \mathbf{P}_{n-1}^\perp \right) \right) \mathbf{p}_n^{m+1} = \mathbf{M}^t \mathbf{V}_n \quad (9)$$

Une telle formalisation permet d'introduire aisément des informations de nature hétérogène comme éléments a priori au sein du processus de reconstruction. Nous allons maintenant présenter quelques résultats comme illustration de notre propos.

4. Résultats

Nous avons effectué une série de simulations dans un modèle sphérique à 3 couches. Nous répartissons 24 dipôles sur 12 plans, à raison de 2 dipôles par plans (figure 1). Les potentiels, échantillonnés à 1 kHz, sont mesurés à l'aide de 20 électrodes réparties à la surface de la tête. Le rapport signal/bruit est de 20dB en variances.

Le signal test est une sinusoïde amortie de 10 Hz - appelée $\mathbf{S}(t)$ - que nous allons distribuer à une constante multiplicative près, sur plusieurs plans.

La figure 2 présente le profil temporel des activités des dipôles.

Les dipôles 13 et 14 suivent $\mathbf{S}(t)$. 23 et 24 suivent

$$\frac{1}{3} \mathbf{S}(t); \quad 7 \text{ et } 8 \text{ suivent } \frac{1}{6} \mathbf{S}(t - 5).$$

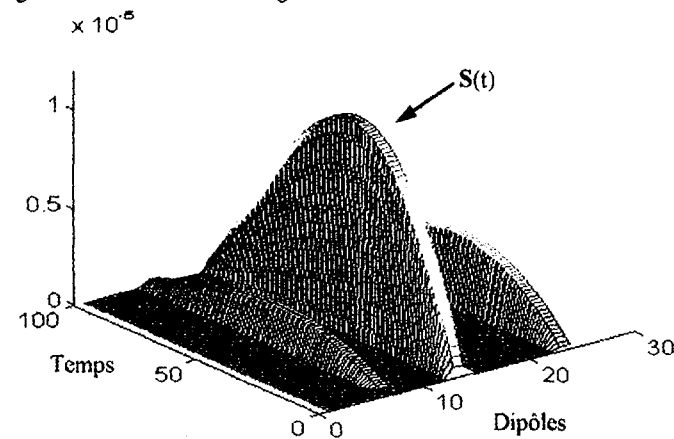


Figure 2

→ Remarques concernant le choix des conditions initiales et des seuils K_1 et K_2 :

- Nous utiliserons les conditions initiales suivantes:

$$\begin{cases} \mathbf{p}_1^0 = (\mathbf{M}^t \mathbf{M} + \lambda_1 \mathbf{I})^{-1} \mathbf{M}^t \mathbf{V}_1 \\ \mathbf{p}_n^0 = \hat{\mathbf{p}}_{n-1} \text{ pour } n > 1. \end{cases}$$

- Les seuils K_1 et K_2 sont modifiés en fonction des estimations $\hat{\mathbf{p}}_n$. En effet, pour une meilleure estimation de \mathbf{p}_n , il est nécessaire d'adapter ces seuils en fonction des gradients d'intensité présents dans $\hat{\mathbf{p}}_{n-1}$.

La figure 3 montre le résultat d'une régularisation de type Tykhonov (régularisation quadratique).

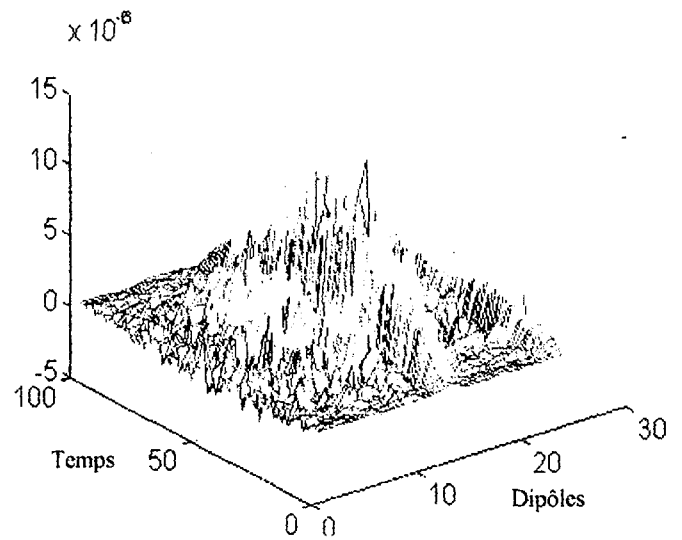


Figure 3

On ne distingue qu'à peine les 3 « plans » actifs, et le profil est lissé sur l'ensemble des dipôles ayant des contributions proches de celles des dipôles actifs au niveau des potentiels recueillis (figure 4).

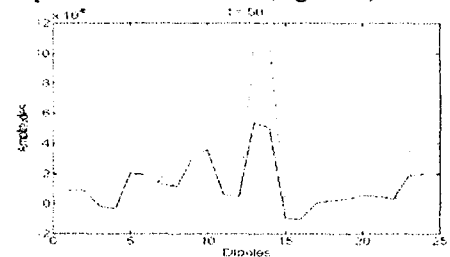


Figure 4

Enfin, l'erreur quadratique moyenne est de 25 %.

Une régularisation spatiale seule telle que nous l'avons décrite plus haut fournit le profil de la figure 5.

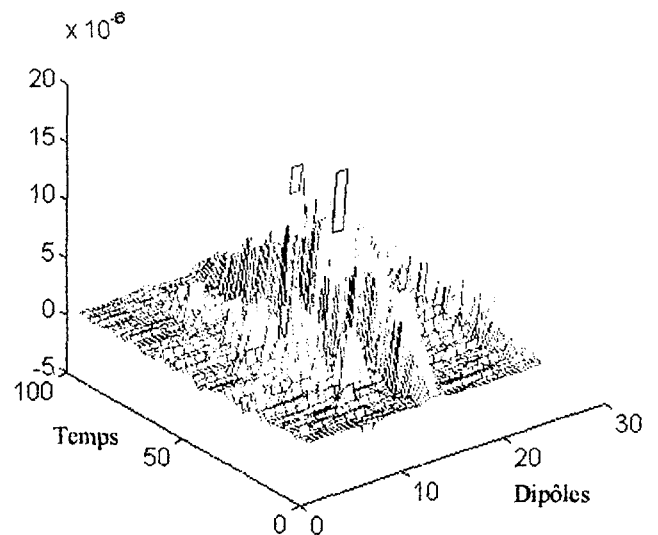


Figure 5



L'activité des dipôles n'est retrouvée que de manière qualitative : en effet, il y a assez peu d'artefacts sur les dipôles inactifs contrairement au résultat de la régularisation quadratique (figure 6).

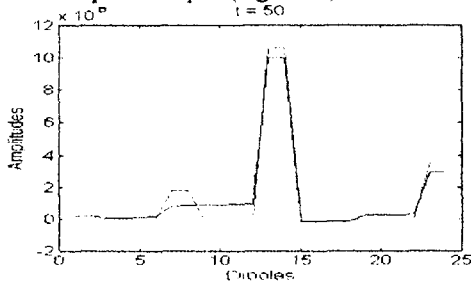


Figure 6

Néanmoins, le profil temporel n'a pas la douceur originelle et les dipôles les plus faibles ne sont parfois pas retrouvés. Cette irrégularité dans la poursuite du profil temporel peut avoir 2 explications :

- le fait qu'ARTUR soit non optimal pour des énergies non convexes, ce qui risque d'entraîner la solution proposée dans un des nombreux minima locaux dus à la grande diffusion des potentiels à la surface de la tête.
- le fait d'initialiser la procédure concernant p_n par $p_n^0 = \hat{p}_{n-1}$. Les erreurs faites à l'étape précédente sont immédiatement reportées à l'étape suivante, laissant peu de chances à l'algorithme de sortir d'un éventuel piège énergétique tel que décrit ci-dessus.

L'erreur quadratique moyenne sur tous les échantillons est de 12%.

La figure 7 montre le résultat de la régularisation avec prise en compte d'a priori spatio-temporel.

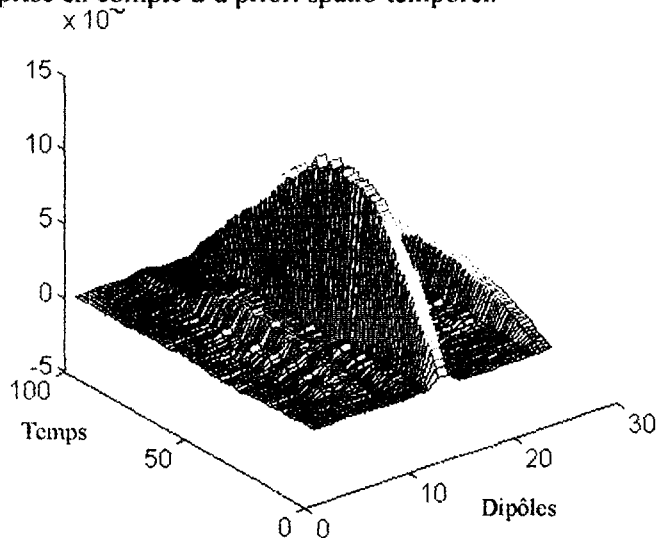


Figure 7

Le profil est fidèle à l'original, avec très peu de diffusion sur des dipôles proches (au sens de leur contribution aux potentiels). L'erreur quadratique moyenne est de 1,6%. Sur la figure 8, on peut comparer les amplitudes des 6 dipôles actifs par rapport aux originaux.

Autre amélioration apportée par la contrainte temporelle : la réduction du temps de calcul qui passe de 20min à 3min (sur un PC 486DX2 pour 100 échantillons temporels), et ce malgré l'écriture des matrices P_n^+ .

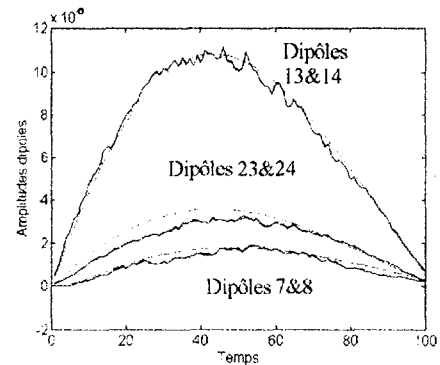


Figure 8

5. Conclusion

Les résultats précédents sont une nouvelle illustration du fait que l'apport d'informations temporelles permet des améliorations très sensibles par rapport à une régularisation spatiale seule. De plus, l'introduction d'une contrainte temporelle quadratique via la définition d'une matrice de projection est très simple de mise en oeuvre, et s'intègre bien dans un algorithme déterministe.

Références

- [1] B. M. Mazoyer. *Functional mapping of the human brain*. Developmental Recognition, Kluwer Academic Publishers. Netherlands 1993.
- [2] Hämäläinen *et al.* *Magnetoencephalography theory...* Reviews of Modern Physics, Vol. 65, Avril 1993.
- [3] S. Geman, D. Geman. *Stochastic relaxation, Gibbs distributions, and bayesian restoration of images*. IEEE Trans. on PAMI, Vol. 6, N°6, Novembre 1984.
- [4] S. Geman, D.E. Mc. Clure. *Statistical methods for tomographic image reconstruction*. Inverse Problems, Vol. 21, N°1.
- [5] P. Charbonnier. *Reconstruction d'image: régularisation avec prise en compte des discontinuités*. Thèse de 3ème cycle. Univ. de Nice. Septembre 1990.
- [6] G. Gindi *et al.* *Bayesian reconstruction of functional images using anatomical information as priors*. IEEE Trans. on Med. Imag., Vol. 12, N°4, Décembre 1993.