Problème inverse en ElectroEncéphaloGraphie (EEG)

TP A. Kachenoura ECN

1 Introduction

Un des problèmes inverses principaux dans le domaine biomédical est la localisation de sources en EEG. Il s'agit de reconstruire l'activité à partir de mesures du potentiel _électrique enregistré à la surface de la tête par les capteurs EEG (voir figure 1 pour un exemple d'un casque EEG et d'un montage EEG à 32 électrodes).
Afin de décrire ce problème inverse, il faut d'abord regarder le problème direct. La transmission d'informations dans le cerveau est basée sur un processus électrochimique entre les neurones et génère des courants électriques dans le cerveau. Ces courants électriques peuvent être modélisés par des dipôles de courants. Pour modéliser toute l'activité neuronale dans le cerveau, on crée alors un espace source composé d'un grand nombre (typiquement des dizaines de milliers) de dipôles de courant. Ici, nous considérons des dipôles qui sont localisés sur toute la surface du cerveau avec une orientation perpendiculaire à cette surface ce qui reflète bien les propriétés du type de neurone qu'on sait être le principal générateur du potentiel électrique observé à la surface de la tête. La figure 2 gauche montre un exemple d'un maillage triangulaire caractérisant la surface du cerveau. En attribuant un dipôle de courant à chaque triangle du maillage, on obtient un espace source composé d'environ 20000 dipôles.

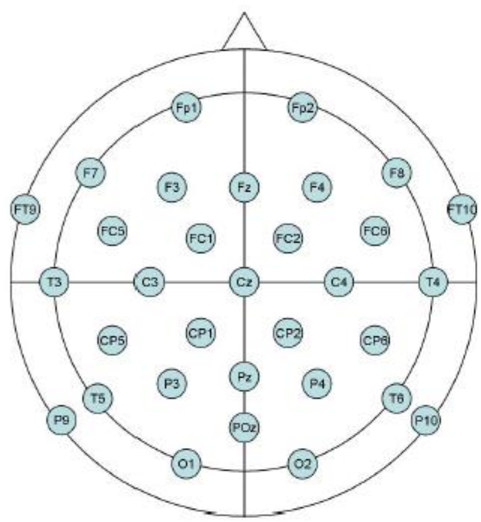

Figure 1 - Gauche : exemple d'un casque EEG. Droite : exemple d'un montage EEG _a 32 électrodes.

L'activité émit par chaque dipôle de courant est diffusé dans la tête et doit traverser le cerveau, le crâne et le scalp avant d'arriver aux électrodes placées sur la surface de la tête. Pour un modèle de tête donné (voir figure 2 droite), l'atténuation ainsi infligée aux signaux des dipôles de l'espace source avant leur enregistrement par les capteurs EEG peut être calculée numériquement (avec des méthodes d'éléments finis ou d'éléments de frontières) et est caractérisé par la matrice $\boldsymbol{G} \in \mathbb{R}^{N \times D}$, appelée matrice de lead field. Ici, N représente le nombre de capteurs et D est le nombre de dipôles de l'espace source. Si l'activité des dipôles de courant de l'espace source au temps t est décrite par le vecteur de signal $\boldsymbol{s}(t) \in \mathbb{R}^D$, les données EEG caractérisées par le vecteur $\boldsymbol{x}(t) \in \mathbb{R}^N$ peuvent alors être modélisées de la manière suivante :

$$\boldsymbol{x}(t) = \boldsymbol{G}\,\boldsymbol{s}(t) + \boldsymbol{n}(t) \tag{1}$$

où $\boldsymbol{n}(t) \in \mathbb{R}^N$ est un vecteur contenant du bruit. Le problème inverse consiste alors à estimer le vecteur de signal $\boldsymbol{s}(t)$ à partir des mesures EEG $\boldsymbol{x}(t)$ pour une matrice de lead field $\boldsymbol{G}$ donnée. Ceci est un problème inverse linéaire et sous-déterminé puisque le nombre de capteurs (typiquement quelques dizaines) est largement inférieure au nombre de dipôles de l'espace source. Il est donc nécessaire de faire des hypothèses supplémentaires sur les sources afin d'obtenir une solution unique au problème. Dans ce TP, nous allons étudier une approche déterministe : la régularisation de Tikhonov.

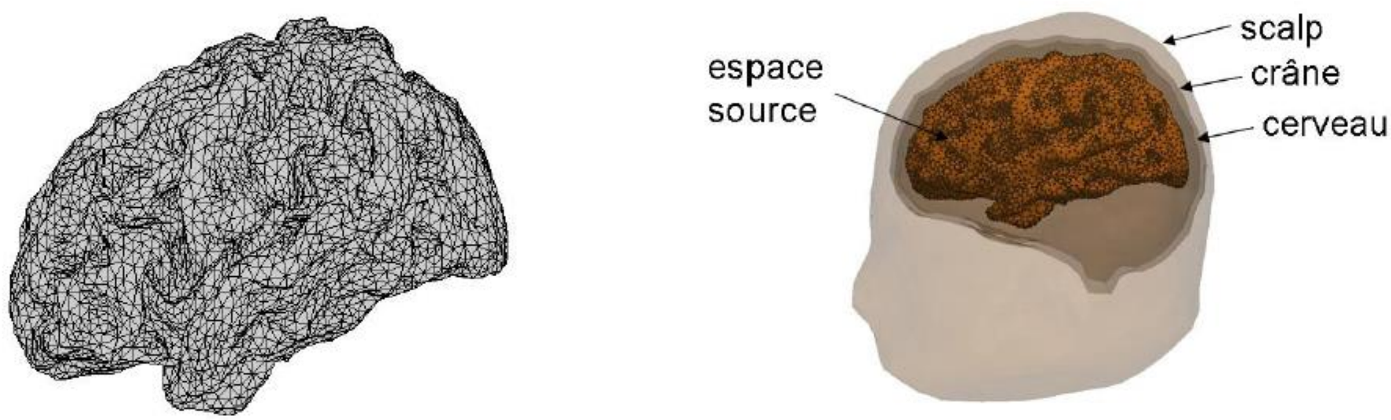

Figure 2 - Gauche : exemple d'un maillage triangulaire de la surface de la tête. Chaque triangle correspond à un dipôle de courant de l'espace source. Droite : modèle de tête réaliste composé de trois couches représentant le cerveau, le crâne et le scalp.

2 Génération de données

Pour analyser algorithme, au cours de ce TP, nous allons travailler sur des données simulées en MATLAB. Le scripte *TP_inverse_problems. m* génère un exemple de données EEG simulées pour N = 91 électrodes et T = 200 échantillons temporels (fréquence d'échantillonnage 256 Hz). Les signaux générés proviennent de deux régions sources du cerveau, composées d'un certain nombre de dipôles adjacents de l'espace source (qui comprend D = 19626 dipôles en tout) et émettant une activité épileptique. Les mesures sont corrompues par un bruit blanc Gaussien selon un Rapport Signal à Bruit (RSB) donnée. Pour résoudre le problème inverse, nous n'allons considérer qu'un échantillon de temps qui correspond au maximum du signal épileptique. Le scripte génère également deux figures qui visualisent les signaux EEG pour 32 des 91 électrodes (voir aussi le montage dans la figure 1) et l'activité des dipôles de l'espace source (codée en couleur) pour l'échantillon de temps sélectionné.

Exécutez le scripte et familiarisez-vous avec les données EEG générées.

3 Régularisation de Tikhonov

Une approche populaire pour obtenir une solution au problème inverse consiste à régulariser le problème en résolvant le problème d'optimisation suivant :

$$\underbrace{min}_{s} \|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{G}\boldsymbol{s}\|_2^2 + \lambda f(\boldsymbol{s}) \qquad (2)$$

Le premier terme assure que la solution reconstruit bien les données et le deuxième terme, appelé terme de régularisation, inclut les hypothèses sur les sources. Le paramètre de régularisation λ permet de gérer l'équilibre entre les deux termes. La proposition de différents termes de régularisation a donné lieu à différents algorithmes. Dans ce TP, nous nous concentrons sur des termes de régularisation de type norme L2 ($f(\boldsymbol{s}) = \|\boldsymbol{s}\|_2^2$; régularisation de Tikhonov), exploité dans l'algorithme MNE (minimum norm estimate).

3.1 Algorithme MNE

L'objectif des méthodes de la localisation de sources (distribuées) en EEG consiste à résoudre le problème d'optimisation (2). Pour la plupart des termes de régularisation, à un algorithme itératif. Par contre, pour la norme L2, une solution analytique peut être déduite. Montrer que la solution analytique au problème de minimisation (2) peut s'écrire sous la forme :

$$\boldsymbol{s} = \boldsymbol{G}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{G}\boldsymbol{G}^{\mathrm{T}} + \lambda \mathrm{I})^{-1}\boldsymbol{x} \qquad (3)$$

Remarque : utiliser le lemme d'inversion $(\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{R}^{-1}\boldsymbol{B} + \boldsymbol{P}^{-1})^{-1}\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{R}^{-1} = \boldsymbol{P}\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{B}\boldsymbol{P}\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{R})^{-1}$.

4 Manipulation

4.1 Implémentation de l'algorithme MNE

Ecrire une fonction *MNE*($\boldsymbol{x}$, $\boldsymbol{G}$, lambda) qui implémente l'algorithme MNE. Tester l'algorithme pour $\lambda = 1$. Visualiser la solution obtenue à l'aide de la fonction *trisurf*.

4.2 Etude de l'algorithme MNE

1. Faire varier le paramètre de régularisation et observer l'influence de ce paramètre sur le résultat de l'algorithme en comparant la solution inverse obtenue avec la configuration de source originale, et en calculant le DLE.
2. Faire varier le RSB (entre 0.1 et 100) et faire varier le paramètre de régularisation. Comparer les résultats (configuration + DLE). Que pouvez-vous conclure sur le choix du paramètre de régularisation adéquat en fonction du RSB?
3. Calculer la solution de l'algorithme MNE en choisissant automatiquement le paramètre de régularisation λ : L-curve-*LC*.