

# Problème inverse d'EEG :

## TP3 - Analyse de performances et comparaison des algorithmes étudiés

Master 2 SISEA (ISTIC)

Université de Rennes1

### 1 Introduction

Pour analyser la performance d'un algorithme de manière quantitative, il faut d'abord avoir une vérité de terrain sur la solution attendue, puis il faut définir un critère d'évaluation qui mesure la qualité de la solution obtenue par rapport à la vérité de terrain. Dans le contexte de données simulées, la vérité de terrain est connue car les données sont générées pour une configuration de sources connue et des signaux donnés. Pour comparer la solution inverse  $\hat{\mathbf{s}}$  obtenue à la sortie d'un algorithme avec la vraie solution  $\mathbf{s}$ , différents critères peuvent être utilisés. Par exemple, un critère très intuitif est l'erreur au sens des moindres carrés  $\|\mathbf{s} - \hat{\mathbf{s}}\|_2$ .

Dans le contexte de la localisation de sources en EEG, nous nous intéressons particulièrement à l'identification des dipôles actifs. Pour cette raison, nous nous concentrons sur un critère d'évaluation qui compare les dipôles actifs de la configuration de sources originale avec les dipôles actifs de la solution inverse estimée. Pour identifier les dipôles actifs de la solution inverse, il est généralement nécessaire de seuiller les amplitudes estimées pour chaque dipôle. Le critère d'évaluation considéré est connu sous le nom de "dipole localization error (DLE)", défini par :

$$\text{DLE} = \frac{1}{2L} \sum_{k \in \mathcal{I}} \min_{\ell \in \hat{\mathcal{I}}} \|\mathbf{r}_k - \mathbf{r}_\ell\| + \frac{1}{2\hat{L}} \sum_{\ell \in \hat{\mathcal{I}}} \min_{k \in \mathcal{I}} \|\mathbf{r}_k - \mathbf{r}_\ell\| \quad (1)$$

où  $\mathcal{I}$  et  $\hat{\mathcal{I}}$  représentent les ensembles des indices des dipôles appartenant aux sources originales et aux sources estimées,  $L$  et  $\hat{L}$  correspondent aux nombres des dipôles actifs originaux et estimés, et  $\mathbf{r}_k$  est la position du  $k$ -ième dipôle.

Pour obtenir une estimation robuste de la performance d'un algorithme qui ne dépend pas d'une réalisation concrète de bruit, il faut calculer le critère d'évaluation pour un certain nombre de réalisations de bruit. A cette fin, la simulation est répétée plusieurs fois avec différents vecteurs de bruit tirés aléatoirement d'une distribution donnée. Le critère d'évaluation peut alors être évalué à l'aide de paramètres statistiques estimés (moyenne, variance, ...).

Dans ce TP, nous allons évaluer et comparer les solutions inverses des algorithmes Gibbs sampler, MNE, et SISSY de manières qualitative et quantitative.

### 2 Manipulations

Utiliser les paramètres suivants pour les trois algorithmes :

Gibbs sampler :  $\sigma_n^2 = 3e3$ ,  $\sigma_s^2 = 20$ ,  $\lambda \sim Be(1.01, 2e3)$  (imposer une parcimonie plus petit ou égal à 2%).

MNE :  $\lambda$  selon le discrepancy principle

SISSY :  $\alpha = 0.1$ ,  $\lambda = 10$

#### 2.1 Comparaison qualitative

Dans un premier temps, comparer les solutions inverses des algorithmes Gibbs sampler, MNE, et SISSY de manière qualitative :

1. Visualiser les solutions inverses des algorithmes Gibbs sampler, MNE, et SISSY pour trois valeurs de RSB (0.1, 1, 10) du bruit Gaussien ajouté au niveau des capteurs.
2. Visualiser les solutions inverses des algorithmes Gibbs sampler, MNE, et SISSY pour trois valeurs de RSB (0.1, 1, 10) d'un bruit Gaussien, mais spatialement corrélé. Pour cela, générer une matrice `Snoise` de la même taille que la matrice de signal `S` tel que les éléments de la matrice `Snoise` qui sont associés aux dipôles actifs de la configuration de sources originale sont 0 et que tous les autres éléments de la matrice `Snoise` sont tirés d'une distribution Gaussienne (en d'autres mots, la matrice `Snoise` a des 0 aux endroits où la matrice `S` a des éléments non-zéros et vice versa). Remplacer ensuite la matrice `Noise` de bruit par `A*Snoise`. Ce type de bruit modélise une activité Gaussienne des dipôles qui ne correspondent pas aux sources et est aussi appelé activité de fond.
3. Comparer les solutions inverses des trois algorithmes obtenus dans les différents cas entre eux et avec la configuration de source originale. Conclure sur la robustesse au bruit des différentes méthodes.

## 2.2 Comparaison quantitative

Nous allons maintenant comparer la performance des trois algorithmes de manière quantitative à l'aide du critère de DLE.

1. Identifier les dipôles de la configuration originale de sources (dipôles ayant une amplitude non-zéro). Pour identifier les dipôles actifs à partir de la solution inverse, seuiller les amplitudes en utilisant un seuil approprié.
2. Implémenter une fonction `DLE(idx,idx_est,r_grid)` qui calcule la DLE entre la configuration de sources originale, caractérisée par les indices des dipôles actifs `idx`, et la configuration de sources estimée, caractérisée par les indices des dipôles actifs `idx_est`. La matrice `r_grid` contient les positions des dipôles.
3. Calculer les DLEs pour chacun des trois algorithmes pour 10 sets de données différentes avec des matrices de bruit spatialement corrélé différentes et pour un RSB de 1. Afficher des boxplots de la DLE pour les trois algorithmes en utilisant la fonction de Matlab `boxplot`.
4. Pour MNE et SISSY, calculer les DLEs pour 10 sets de données différentes avec des matrices de bruit spatialement corrélé différentes et pour différentes valeurs de RSB (5 valeurs entre de 0.1 et 10). Afficher la moyenne des DLEs (sur les 10 réalisations) en fonction du RSB dans une même figure pour les deux algorithmes.
5. Comparer et interpréter les résultats obtenus.