

Exploration de deux stratégies de décomposition tensorielle sous contrainte parcimonieuse pour la localisation de sources épileptiques

Ahmad KARFOUL¹ Amar KACHENOURA¹ Majd SALEH¹ Isabelle MERLET¹ Laurent ALBERA¹

¹Univ Rennes, INSERM, LTSI - UMR 1099, F-35000 Rennes, France

Résumé – Environ 25% des épilepsies sont pharmaco-résistantes et nécessitent un traitement chirurgical visant à réséquer la zone épileptogène. La délimitation de cette zone est primordiale pour les patients. Identifier la position et l'étendue spatiale des sources épileptiques dites distribuées à partir de signaux ElectroEncéphaloGraphiques (EEG) est un problème inverse mal posé. Notre groupe de travail a proposé une méthode basée sur la Décomposition Canonique Polyadique (CPD) de tenseurs tridimensionnels Espace x Temps x Pointes (ETP) de pointes épileptiques construits à partir de données EEG. Cette méthode propose une stratégie algorithmique dite *découplée*, i.e. en deux étapes successives : (i) estimation du vecteur directeur représentant chaque source distribuée par DCP du tenseur ETP construit à partir des données EEG et (ii) estimation du vecteur directeur élémentaire de chaque dipôle électrique constituant les dites sources distribuées par codage parcimonieux des vecteurs directeurs estimés à l'étape précédente. Nous proposons ici d'explorer une nouvelle stratégie dite *couplée* qui combine en une seule étape les deux étapes précédentes. Les résultats montrent la supériorité des méthodes proposées par rapport aux méthodes classiques. En ce qui concerne les deux stratégies, couplée vs découplée, les résultats obtenus dans notre contexte, sont équivalents en termes de qualité de localisation, mais témoignent d'un léger gain en vitesse d'exécution pour la stratégie couplée.

Abstract – 25% of epileptic patients are drug-resistant and for whom a reliable delineation of the epileptic zone is mandatory for a surgical treatment. Identifying the epileptic zone from surface EEG recordings is well-known to be an ill-posed problem. Our group has proposed a *decoupled* brain source localization method that consists of two successive steps: (i) the estimation of the steering vectors associated to the extended epileptic sources through the canonical polyadic decomposition of a third order Space x Time x Spike (STA) tensor and (ii) the estimation of the location of the electric dipoles constituting the extended sources by sparse coding of the latter steering vectors. In this paper, we investigate a new tensor-based source localization strategy. It consists in combining the aforementioned successive steps leading to an integrative, i.e. *coupled*, approach. Obtained results in this paper show the superiority of both decoupled and coupled approaches over conventional methods. Besides, while both the coupled and the decoupled approaches show equivalent results in terms of source localization, the coupled method is to some extent faster than the decoupled one.

1 Introduction

L'épilepsie est une affection neurologique responsable de la survenue répétitive de crises invalidantes. La prévalence de l'épilepsie est estimée entre 0.5 et 1% de la population mondiale. 25% des épilepsies sont pharmaco-résistantes. Elles sont souvent d'origine partielle et focale. Il est possible de proposer au patient un traitement chirurgical visant à réséquer de façon sélective cette région, appelée Zone Epileptogène (ZE), afin de mettre un terme aux crises. L'ElectroEncéphaloGraphie (EEG) est une technique non-invasive qui enregistre l'activité électrique cérébrale, avec une haute résolution temporelle, au moyen d'électrodes qui sont placées à la surface de la tête. Le nombre d'électrodes utilisées est très variable (entre 19 et 256). Grâce à cette technique on peut visualiser les paroxysmes épileptiques (comme les pointes intercritiques) qui traduisent la survenue de décharges électriques neuronales brèves, soudaines et excessives au sein de la ZE. Cette dernière est variable d'un patient à l'autre. Les manifestations cliniques associées aux crises sont donc variables et dépendent de la localisation de la ZE. La délimitation, aussi précise que possible, de la ZE est primordiale pour les patients qui nécessitent une intervention chirurgicale.

Identifier la position et l'étendue spatiale des sources épileptiques dites distribuées constituant la ZE à partir des données EEG est un problème inverse mal posé. En effet le nombre de dipôles électriques composant l'ensemble des sources épileptiques dépasse largement le nombre d'électrodes posées

sur le scalp. Un grand nombre de méthodes de localisation de sources distribuées a été proposée dans la littérature [3]. Cependant, leurs performances sont sensibles à plusieurs facteurs, comme par exemple la présence i) de plusieurs sources distribuées et ii) de sources fortement corrélées. Pour s'affranchir de ces problèmes, des méthodes basées sur la Décomposition Canonique Polyadique (DCP) de tenseurs, construits à partir de données EEG, ont été mises en oeuvre [3, 4, 7]. Typiquement, des tenseurs tridimensionnels sont construits à partir des données EEG en transformant ces dernières en données Espace x Temps x Fréquence (ETF) [7] ou Espace x Temps x Vecteur d'Onde (ETVO) [4]. Néanmoins, dans le cas où le nombre de sources distribuées à localiser est supérieur ou égal à deux, justifier l'intérêt du modèle de DCP pour des tenseurs ETF et ETVO n'est pas une tâche facile [3]. Le choix de ce modèle est par contre plus facile à justifier si on exploite la variabilité des amplitudes des pointes épileptiques présentes dans les données EEG pour construire un tenseur Espace x Temps x Pointes (ETP) [2].

Récemment, notre groupe de travail a proposé une méthode de localisation de sources épileptiques, dénommée ici D-DCP-CP (stratégie Découplée de Décomposition Canonique Polyadique & Codage Parcimonieux) [1]. Cette méthode tire profit de la structure des décours temporels des sources épileptiques (pointes intercritiques) observée sur les signaux EEG. Plus précisément pour chaque source épileptique, l'événement pointe se répète à un coefficient d'amplitude multiplicatif près : il existe plusieurs pointes associées à la même source épileptique.

D'un point de vue algorithmique, la méthode D-DCP-CP procède en deux étapes successives : (i) l'estimation du vecteur directeur représentant chaque source distribuée par DCP du tenseur ETP construit à partir des données EEG et (ii) l'estimation du vecteur directeur élémentaire de chaque dipôle électrique constituant les dites sources distribuées par Codage Parcimonieux (CP) des vecteurs directeurs estimés à l'étape précédente. Dans cette seconde étape, la minimisation de la fonction de coût est réalisée à l'aide de la méthode d'optimisation proximale ADMM (Alternating Direction Method of Multipliers) [6]. Dans un second papier [8], nous avons étudié l'influence de la méthode d'optimisation proximale sur la qualité des résultats de localisation. Nous avons ainsi montré que l'utilisation de l'algorithme PALM (Proximal Alternating Linearized Minimization) [5] offre de meilleures performances que l'ADMM.

Dans cette communication, l'objectif est d'étudier la stratégie utilisée dans la mise en oeuvre de l'algorithme. En effet, nous proposons ici de combiner en une seule étape les deux étapes successives caractérisant l'algorithme D-DCP-CP. L'intérêt supposé de la nouvelle méthode nommée ici C-DCP-CP (stratégie Couplée de Décomposition Canonique Polyadique & Codage Parcimonieux) est d'améliorer le résultat de localisation en minimisant les erreurs de prétraitement. Nous proposons donc une étude comparative de performance des algorithmes D-DCP-CP et C-DCP-CP exploitant tous deux la méthode PALM. Cette étude est réalisée dans un contexte difficile de localisation de sources épileptiques, à savoir celui de trois sources épileptiques distribuées, dont deux sources sont spatialement proches et fortement corrélées. Les résultats de deux autres méthodes découplées, nous servant de référence pour la localisation de sources épileptiques distribuées, nommées ici D-DCP-AD et D-DCP-CL sont aussi reportés dans cet article. Pour ces deux méthodes, la seconde étape de CP est remplacée respectivement par l'utilisation de l'Algorithme des Disques (AD) et par un Codage Lisse (CL) basée sur une régularisation de Tikhonov [3].

2 Formulation mathématique

Supposons que des signaux EEG de T échantillons temporels ont été enregistrés et stockés dans une matrice d'observations $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{N \times T}$. On suppose aussi que ces signaux sont le résultat de la diffusion sur le scalp de l'activité de D dipôles électriques répartis à la surface du cerveau et orientés perpendiculairement à cette dernière. Les vecteurs directeurs de ces dipôles forment le dit espace source. Notons $\mathbf{S} \in \mathbb{R}^{D \times T}$ la matrice des activités électriques des dits dipôles. On a alors :

$$\mathbf{X} = \mathbf{G}\mathbf{S} \quad (1)$$

où $\mathbf{G} \in \mathbb{R}^{N \times D}$ est la matrice de transfert entre l'espace source et l'espace observation. Cette matrice caractérise les différentes atténuations que l'activité de chaque dipôle subit avant d'être mesurée par les électrodes de scalp. Cette matrice est numériquement calculable et donc connue pour un espace source donné. Par ailleurs, pour qu'un signal épileptique soit observable au niveau du scalp, l'activité des dipôles contigus qui le génère doit être synchrone. Ces dipôles forment *un patch* et par conséquence on appelle source distribuée l'union de patches synchrones. Notons \mathbf{s}_p^\top le signal électrique commun à l'ensemble des dipôles électriques constituant la p -ième source

distribuée épileptique, on a alors :

$$\mathbf{X} = \sum_{p=1}^P \mathbf{h}_p \mathbf{s}_p^\top + \mathbf{X}_b \quad (2)$$

où $\mathbf{h}_p = \mathbf{G}\boldsymbol{\psi}_p \in \mathbb{R}^N$ est le vecteur directeur associé à la p -ième source distribuée et où $\boldsymbol{\psi}_p \in \mathbb{R}^D$ est un vecteur parcimonieux constitué de zéros et de uns, les uns désignant les dipôles électriques contribuant à la p -ième source distribuée. Pour les dipôles non-épileptiques, leur activité est considérée comme une activité de fond et stockée dans la matrice $\mathbf{X}_b \in \mathbb{R}^{N \times T}$. L'objectif de la localisation de source est alors d'identifier les P vecteurs $\boldsymbol{\psi}_p$. Pour cela, on estime les P vecteurs directeurs \mathbf{h}_p au travers de la DCP d'un tenseur construit à partir des données EEG.

3 Décomposition canonique polyadique et codage parcimonieux

Le caractère répétitif à un facteur d'amplitude près des pointes épileptiques d'une même source distribuée est une diversité exploitable. Ainsi, un tenseur tri-dimensionnel ETP, $\mathcal{X} \in \mathbb{R}^{N \times T \times R}$, peut être construit à partir des données EEG [1]. Plus précisément, le tenseur \mathcal{X} est construit en concaténant les R matrices spatio-temporelles, correspondant à R pointes épileptiques d'une même source distribuée. La DCP du tenseur \mathcal{X} de rang P est définie par :

$$\mathcal{X} \approx \sum_{p=1}^P \mathbf{h}_p \circ \mathbf{s}_p \circ \mathbf{c}_p \quad (3)$$

où \circ est le produit externe et \mathbf{c}_p le vecteur décrivant la variation d'amplitude de la pointe épileptique entre ses différentes réalisations. Les informations spatiales des P sources, leur profil temporel et leur variation d'amplitude au travers des réalisations sont décrits dans les matrices de facteurs $\mathbf{H} = [\mathbf{h}_1, \dots, \mathbf{h}_P]$, $\mathbf{S} = [\mathbf{s}_1, \dots, \mathbf{s}_P]$ et $\mathbf{C} = [\mathbf{c}_1, \dots, \mathbf{c}_P]$, respectivement.

3.1 Approche découplée

La DCP du tenseur \mathcal{X} (3) est considérée ici comme une étape de prétraitement. Une fois réalisée à l'aide d'un algorithme de type moindres carrés alternés, tel que l'ALS (Alternate Least Squares), la DCP précédente permet d'estimer la matrice $\mathbf{H} \in \mathbb{R}^{N \times P}$ associée à la dimension spatiale du tenseur \mathcal{X} . Ensuite, une étape de localisation de sources exploitant cette matrice \mathbf{H} estimée est réalisée. Etant donné que le nombre de patches actifs dans l'espace source est supposé limité, les solutions recherchées sont naturellement parcimonieuses. De plus, pour faciliter la délimitation de ces patches actifs, on privilégie les sources constantes par morceau. Ainsi, un CP de type *fused LASSO* des colonnes de \mathbf{H} , $\lambda(\|\mathbf{V}\boldsymbol{\Psi}\|_1 + \alpha\|\boldsymbol{\Psi}\|_1)$, est considéré, où \mathbf{V} est un opérateur de différences finies. λ et α sont des paramètres de régularisation. Notons que l'opérateur de différences finies \mathbf{V} décrit la différence en amplitude entre chaque paire de dipôles adjacents de la surface corticale [1]. La fonction de coût à minimiser est alors donnée par :

$$\min_{\boldsymbol{\Psi}} \|\mathbf{H} - \mathbf{G}\boldsymbol{\Psi}\|_F^2 + \lambda(\|\mathbf{V}\boldsymbol{\Psi}\|_1 + \alpha\|\boldsymbol{\Psi}\|_1) \quad (4)$$

La minimisation de cette fonction de coût est réalisée à l'aide de la méthode proximale PALM (Proximal Alternating Linearized Minimization) [5]. Cette méthode introduit des variables latentes \mathbf{Y} et \mathbf{Z} , et remplace le problème (5) par :

$$\begin{aligned} \min_{\Psi} \quad & \|\mathbf{H} - \mathbf{G}\Psi\|_{\mathbb{F}}^2 + \lambda(\|\mathbf{Y}\|_1 + \alpha\|\mathbf{Z}\|_1) \\ \text{s. t.} \quad & \mathbf{Y} = \mathbf{V}\Psi, \mathbf{Z} = \Psi. \end{aligned} \quad (5)$$

PALM cherche à minimiser le Lagrangien augmenté associé à l'équation (5). Ceci conduit aux règles de mise à jour suivantes pour la matrice Ψ , les variables latentes \mathbf{Y} et \mathbf{Z} , ainsi que les multiplicateurs de Lagrange \mathbf{U} et \mathbf{W} :

$$\Psi = [\mathbf{G}\mathbf{G}^T + \rho(\mathbf{V}^T\mathbf{V} + \mathbf{I}_D)]^{-1} \times \mathbf{G}^T\mathbf{X} + \rho(\mathbf{V}^T(\mathbf{Y} - \frac{1}{\rho}\mathbf{U}))\rho(\mathbf{Z} - \frac{1}{\rho}\mathbf{W}) \quad (6)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{Y} &= \text{prox}_{f, \frac{\lambda}{c_Y}}(\mathbf{Y} - \frac{1}{c_Y}\nabla_{\mathbf{Y}}q(\Psi, \mathbf{Y}, \mathbf{Z}, \mathbf{U}, \mathbf{W})) \\ \mathbf{Z} &= \text{prox}_{f, \frac{\lambda\alpha}{c_Z}}(\mathbf{Z} - \frac{1}{c_Z}\nabla_{\mathbf{Z}}q(\Psi, \mathbf{Y}, \mathbf{Z}, \mathbf{U}, \mathbf{W})) \end{aligned} \quad (7)$$

où prox est un opérateur de rétrécissement qui traite la partie non-lisse de la fonction de coût considérée (ici $\|\cdot\|_1$), $1/c_{\mathbf{T}}, \mathbf{T} \in \{\mathbf{Y}, \mathbf{Z}\}$ est le pas du gradient, $\rho > 0$ est un paramètre de pénalité, $\nabla_{\mathbf{Y}}q(\Psi, \mathbf{Y}, \mathbf{Z}, \mathbf{U}, \mathbf{W}) = -\mathbf{U} - \rho(\mathbf{V}\Psi - \mathbf{Y})$ et $\nabla_{\mathbf{Z}}q(\Psi, \mathbf{Y}, \mathbf{Z}, \mathbf{U}, \mathbf{W}) = -\mathbf{W} - \rho(\Psi - \mathbf{Z})$ avec $q(\Psi, \mathbf{Y}, \mathbf{Z}, \mathbf{U}, \mathbf{W})$ désignant la partie lisse du Lagrangien augmenté associé au problème d'optimisation (5). Concernant les variables \mathbf{U} et \mathbf{W} , leur règle de mise à jour est obtenue en utilisant la méthode ascendante duale [6].

$$\Delta\mathbf{U} = \rho(\mathbf{V}\Psi - \mathbf{Y}) \quad \Delta\mathbf{W} = \rho(\Psi - \mathbf{Z}) \quad (8)$$

où $\Delta\mathbf{M}$ représente la différence des valeurs de $\mathbf{M} \in \{\mathbf{U}, \mathbf{W}\}$ entre deux itérations successives.

3.2 Approche couplée

Les résultats de localisation de sources de l'approche découplée dépendent clairement de l'erreur d'estimation durant l'étape DCP (estimation de la matrice \mathbf{H}) qui risque fortement de se propager à l'étape de CP. Il est possible de remédier à ce problème en combinant DCP et CP en une seule étape. Plus précisément, afin d'assurer une bonne estimation de la matrice \mathbf{H} associée à la dimension spatiale du tenseur \mathcal{X} , la contrainte parcimonieuse $\mathbf{H} = \mathbf{G}\Psi$ a été considérée lors de la DCP. Le problème de minimisation considéré devient alors :

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{H}, \Psi} \quad & \|\mathbf{X}^{(1)} - \mathbf{H}(\mathbf{C} \odot \mathbf{S})^T\|_{\mathbb{F}}^2 + \lambda(\|\mathbf{V}\Psi\|_1 + \alpha\|\Psi\|_1) \\ \text{s. t.} \quad & \mathbf{H} = \mathbf{G}\Psi \end{aligned} \quad (9)$$

où $\mathbf{X}^{(1)} \in \mathbb{R}^{N \times TR}$ est la matrice de dépliement selon la première direction (la direction espace) du tenseur \mathcal{X} et \odot est le produit de Khatri-Rao (produit de Kronecker colonne par colonne). Cette minimisation est réalisée également à l'aide de la méthode PALM en remplaçant l'équation (9) par :

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{H}, \Psi} \quad & \|\mathbf{X}^{(1)} - \mathbf{H}(\mathbf{C} \odot \mathbf{S})^T\|_{\mathbb{F}}^2 + \lambda(\|\mathbf{Y}\|_1 + \alpha\|\mathbf{Z}\|_1) \\ \text{s. t.} \quad & \mathbf{H} = \mathbf{G}\Psi, \mathbf{Y} = \mathbf{V}\Psi, \mathbf{Z} = \Psi \end{aligned} \quad (10)$$

Les règles de mise à jour des matrices \mathbf{H} , Ψ , des variables latentes \mathbf{Y} , \mathbf{Z} et des multiplicateurs de Lagrange \mathbf{U} , \mathbf{V} obtenus

en considérant le Lagrangien augmenté associé à l'équation (10) sont données par :

$$\begin{aligned} \mathbf{H} &= (\mathbf{X}^{(1)}(\mathbf{C} \odot \mathbf{S}) + \rho\mathbf{G}\Psi + \mathbf{V})\Theta^{-1} \\ \Psi &= (\rho\mathbf{V}^T\mathbf{V} + \rho\mathbf{I}_D + \rho\mathbf{G}^T\mathbf{G})^{-1}\Phi \\ \mathbf{Y} &= \text{prox}_{f, \frac{\lambda}{c_Y}}(\mathbf{Y} - \frac{1}{c_Y}\nabla_{\mathbf{Y}}q(\Psi, \mathbf{Y}, \mathbf{Z}, \mathbf{U}, \mathbf{W}, \mathbf{Q})) \\ \mathbf{Z} &= \text{prox}_{f, \frac{\lambda\alpha}{c_Z}}(\mathbf{Z} - \frac{1}{c_Z}\nabla_{\mathbf{Z}}q(\Psi, \mathbf{Y}, \mathbf{Z}, \mathbf{U}, \mathbf{W}, \mathbf{Q})) \end{aligned} \quad (11)$$

avec $\nabla_{\mathbf{Y}}q(\Psi, \mathbf{Y}, \mathbf{Z}, \mathbf{U}, \mathbf{W}, \mathbf{Q}) = -\mathbf{U} - \rho(\mathbf{V}\Psi - \mathbf{Y})$, $\nabla_{\mathbf{Z}}q(\Psi, \mathbf{Y}, \mathbf{Z}, \mathbf{U}, \mathbf{W}, \mathbf{Q}) = -\mathbf{W} - \rho(\Psi - \mathbf{Z})$ et

$$\begin{aligned} \Delta\mathbf{U} &= \rho(\mathbf{V}\Psi - \mathbf{Y}), & \Delta\mathbf{W} &= \rho(\mathbf{G}\Psi - \mathbf{H}) \\ \Delta\mathbf{Q} &= \rho(\Psi - \mathbf{Z}) \end{aligned} \quad (12)$$

où $\Theta = (\mathbf{C} \odot \mathbf{S})^T(\mathbf{C} \odot \mathbf{S}) + \rho\mathbf{I}_P$ et $\Phi = \rho(\mathbf{V}^T\mathbf{Y} + \mathbf{Z} + \mathbf{G}^T(\mathbf{H} - \mathbf{V})) - \mathbf{V}^T\mathbf{U} - \mathbf{W}$. Les P sources distribuées \mathbf{S} et la matrice des amplitudes \mathcal{X} , mises à jour par un ALS classique, sont données par :

$$\mathbf{S} = \mathbf{X}^{(2)}((\mathbf{C} \odot \mathbf{H})^T)^+, \quad \mathbf{C} = \mathbf{X}^{(3)}((\mathbf{S} \odot \mathbf{H})^T)^+ \quad (13)$$

où $\mathbf{X}^{(2)} \in \mathbb{R}^{T \times RN}$ et $\mathbf{X}^{(3)} \in \mathbb{R}^{R \times NT}$ désignent respectivement les matrices de dépliement selon la seconde et la troisième directions du tenseur \mathcal{X} . L'opérateur $^+$ représente l'opération de pseudo-inverse au sens de Moor-Penrose.

4 Simulations

Afin de comparer les performances des deux approches D-DCP-CP et C-DCP-CP, des données EEG pour lesquelles la vérité terrain est connue sont simulées de manière réaliste. Des données épileptiques intercritiques, comportant 50 pointes épileptiques de 200 échantillons et de fréquence d'échantillonnage 256 Hz, ont été simulées au niveau de 91 électrodes de scalp. On utilise pour cela un espace source représenté par une grille de 19 626 dipôles électriques placés sur le cortex. Le problème direct est résolu dans un modèle réaliste de tête constitué d'un maillage du cerveau, du crâne et du scalp en utilisant le logiciel ASA (ASA, ANT, Enschede, Netherland). Plus précisément, on considère trois patches, le premier est situé dans le gyrus frontal inférieur (InfFR), et deux patches très proches sont localisés dans le gyrus temporal moyen (MoyTP) et dans la région temporo occipitale (OccTP). Chaque patch est composé de 100 dipôles adjacents. Pour les dipôles des deux premiers patches InfFR et MoyTP, on attribue des activités type pointes épileptiques extraites de signaux EEG de profondeur d'un patient épileptique et ayant des morphologies légèrement différentes. On génère ensuite 100 réalisations différentes pour les 100 dipôles de chaque patch en introduisant de petites variations d'amplitude et de retard. Concernant le troisième patch (OccTP), on considère qu'il est activé en raison de la propagation de l'activité épileptique du second patch (on utilise les mêmes signaux pour les dipôles du deuxième et du troisième patch, mais en introduisant un délai de 4 à 8 ms). Les performances des méthodes sont évaluées en termes de temps d'exécution et de qualité de localisation des sources en utilisant le critère DLE (Dipole Localisation Error) [2]. Les deux approches sont aussi comparées aux méthodes découplées D-DCP-DA et D-DCP-CL [3]. Notons que nous générons l'activité de fond selon une loi normale avec une amplitude adapté au rapport d'amplitude rencontré au niveau cérébral, conduisant à un rapport signal sur bruit réaliste.

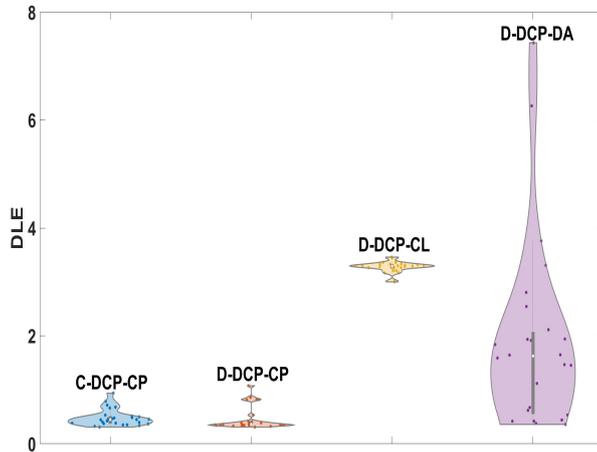


FIGURE 1 : Diagramme en violon de DLE.

Le figure 1 montre le diagramme en violon des valeurs de DLE des méthodes considérées sur 30 réalisations avec différentes activités de fond ainsi que leurs distribution sur ces 30 réalisations. On note d'un côté, une large supériorité des approches proposées D-DCP-CP et C-DCP-CP avec des valeurs moyennes de DLE autour de 1, (DLE de moyennes 8 et 4 pour D-DCP-CL et D-DCP-DA, respectivement). De plus, la méthode D-DCP-DA présente un large écart-type par rapport aux trois autres méthodes. Par ailleurs, C-DCP-CP, D-DCP-CP, D-DCP-CL et D-DCP-DA ont des temps respectifs d'exécution de 57.46, 67.46, 3.25 et 153 secondes. L'approche couplée semble un peu plus rapide que l'approche découplée. Enfin, même si l'approche D-DCP-CL est la plus rapide des approches considérées, sa performance en termes de DLE reste très mitigée. La figure 2 confirme les résultats obtenus. En effet, les deux approches proposées arrivent clairement à localiser les trois sources. La méthode D-DCP-CL surestime l'étendue des patches (surtout le patch InfFR), et la méthode D-DCP-DA ne détecte que partiellement les deux patches corrélées.

5 Conclusion

Dans cette communication, nous avons proposé un nouvel algorithme pour la localisation de sources épileptiques. Il est basé sur la DCP d'un tenseur tri-dimensionnel exploitant la diversité d'amplitude des pointes épileptiques en plus de deux autres diversités, spatiale et temporelle. Dans nos travaux passés, une approche dite découplée a été proposée. Cette approche est constituée de deux étapes. Une première étape de prétraitement, dédiée à la séparation des différentes sources distribuées en utilisant la DCP, et une seconde étape reposant sur du CP pour l'identification des dipôles constituant les sources distribuées épileptiques. La nouvelle approche proposée adopte quant-à-elle une stratégie algorithmique dite couplée où l'étape de décomposition tensorielle et de localisation des sources sont combinées en une seule étape. Les résultats numériques ont montré d'une part la supériorité des approches proposées par rapport aux approches classiques. D'autre part, l'approche couplée présente des performances équivalentes, en termes de localisation de sources, à l'approche découplée, avec un temps d'exécution sensiblement réduit.

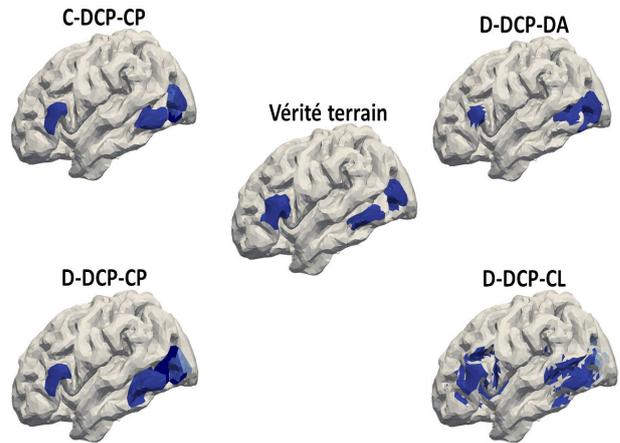


FIGURE 2 : Résultats de localisation de sources.

Références

- [1] L. ALBERA, H. BECKER, A. KARFOUL, R. GRIBONVAL, L. SENHADJI, A. HERNANDEZ et I. MERLET : Localization of spatially distributed brain sources after a tensor-based preprocessing of interictal epileptic EEG data. *In EMBC : IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Milano, Italy, August 2015.
- [2] H. BECKER, L. ALBERA, P. COMON, R. GRIBONVAL et I. MERLET : Fast, variation-based methods for the analysis of extended brain sources. *In Proc. of EUSIPCO*, Lisbon, Portugal, 2014.
- [3] H. BECKER, L. ALBERA, P. COMON, M. HAARDT, G. BIROT, F. WENDLING, M. GAVARET, C. G. BÉNAR et I. MERLET : EEG extended source localization : tensor-based vs. conventional methods. *NeuroImage*, 96:143–157, août 2014.
- [4] H. BECKER, P. COMON, L. ALBERA, M. HAARDT et I. MERLET : Multi-way space-time-wave-vector analysis for EEG source separation. *Signal Processing*, 92:1021–1031, 2012.
- [5] J. BOLTE, S. SABACH et M. TEBoulLE : Proximal alternating linearized minimization for nonconvex and nonsmooth problems. *Mathematical Programming, Springer Verlag*, 146:459–494, 2014.
- [6] S. BOYD, N. PARIKH, E. CHU, B. PELEATO et J. ECKSTEIN : Distributed optimization and statistical learning via alternating direction method of multipliers. *Foundations and Trends in Machine Learning*, 3(1):1 – 122, 2010.
- [7] W. DEBURCHGRAEVE, P. J. CHERIAN, M. DEVOS, R. M. SWARTE, J. H. BLOK, G. H. VISSER, P. GOVAERT et S. VAN HUFFEL : Neonatal seizure localization using Parafac decomposition. *Clinical Neurophysiology*, 120:1787–1796, 2009.
- [8] M. SALEH, A. KARFOUL, L. ALBERA, A. KACHENOURA, H. BECKER et I. MERLET : Proximal gradient-based step for brain distributed epileptic source imaging after tensor decomposition preprocessing. *In 2016 IEEE 26th International Workshop on Machine Learning for Signal Processing (MLSP)*, pages 1–6, 2016.