Apprentissage par dictionnaire pour la séparation de sources sous contraintes spatiales. Application à la détection de changements multipoints en IRMf/IRM du petit animal.

Argheesh BHANOT

May 28, 2020

Les données en imagerie médicale, en astronomie ou en télédétection sont de plus en plus complexes. En plus de la dimension spatiale, les données peuvent contenir des informations temporelles ou spectrales qui caractérisent les différentes sources présentes dans l'image. Dans ces données il y a toujours un compromis entre résolution spatiale et résolution temporelle/spectrale et souvent c'est la résolution la résolution spatiale qui est sacrifiée, ce qui entraîne un mélange potentiellement important de sources dans un même pixel/voxel. Les méthodes de séparation des sources doivent intégrer des informations spatiales pour estimer la contribution et la signature de chaque source dans l'image. Nous considérons le cas particulier où la position des sources est à peu près connue grâce à des informations externes qui peuvent provenir d'une autre modalité d'imagerie ou de l'information *a priori*. Nous proposons un algorithme de séparation des sources à apprentissage par dictionnaire sous contraintes spatiales qui utilise une carte de segmentation haute résolution *par exemple* ou des régions d'intérêt définies par un expert pour une meilleur estimation de la contribution des sources. L'originalité du modèle proposé est le remplacement de la contrainte de parcimonie exprimée classiquement comme une pénalité ℓ_1 sur la localisation des sources par une fonction d'indicatrice utilisant les informations de localisation des sources externes. Le modèle est facilement adaptable à différentes applications en ajoutant ou en modifiant les contraintes sur les propriétés des sources dans le problème d'optimisation. La performance de cet algorithme a été validée sur des données synthétiques et quasi-réelles, avant d'être appliquée sur des données réelles déjà analysées par d'autres méthodes de la littérature afin de comparer les résultats. Pour illustrer le potentiel de cette approche générique, des applications très variées ont été envisagées, allant de données scintigraphies aux données d'astronomie ou d'imagerie par résonance magnétique fonctionnelle (IRMf).

Il y a deux catégories principales pour les problèmes de démélange. Dans le premier type de problèmes pour un pixel/voxel, plusieurs sources contribuent au mélange dans le sens où la résolution spatiale n'est pas suffisamment fine pour permettre la séparation de sources spatiale. Ce type de problèmes existe en télédétection multi/hyper-spectrale ou en IRMf. Dans ce cas, le mélange est une matrice de proportions où pour un pixel donné, la somme

des contributions de chaque source est égal à 1. Dans une deuxième catégorie, le mélange est additif c'est-à-dire que les signaux des différents sources se superposent et leur somme forme le signal mélangé observé. La décomposition des activités temporelles des différents tissus dans des séquences médicales scintigraphiques, ou le démélange des sources lumineuses dans les données hyperspectrales astronomiques sont des exemples de cette seconde catégorie de problèmes. Dans ce cas, la contrainte de somme égale à un n'intervient pas. Les coefficients de la matrice de démélange sont les intensités des contributions de chaque source dans le mélange. Les différentes contraintes de somme égale à un et/ou de positivité ainsi que les contraintes spatiales sont été ajoutées sous la forme de fonctions indicatrices dans le problème d'optimisation.

Récemment les approches par apprentissage de dictionnaire ont démontré leur efficacité pour résoudre cette classe de problèmes [1]. Les *atomes/colonnes* du *dictionnaire/matrice* ne sont pas connus *a priori* pour les problèmes qui nous intéressent donc on a besoin de les apprendre. L'estimation simultanée des atomes du dictionnaire ainsi que leurs contributions (ou abondances) nécessite l'utilisation d'une méthode d'estimation itérative alternée pour résoudre ce problème. A une itération donnée, pour estimer la contribution spatiale des sources, on fixe la forme des atomes du dictionnaire obtenus à l'itération précédente, puis on réestime ces atomes en utilisant la contribution spatiale que l'on vient d'estimer. Ce processus est répété jusqu'à convergence vers un état stable, *i.e.* une solution acceptable du problème. On fait le choix d'initialiser la contribution spatiales des sources à partir des connaissances *a priori* externes de la localisation des sources. Même si celle-ci est approximative, cela permet d'estimer ensuite la matrice de décours temporels, *i.e.* le dictionnaire. Avec cette matrice de décours temporels ou de spectres, les cartes spatiales sont raffinées. Pour l'estimation de la matrice d'abondances, l'introduction des fonctions indicatrices dans le problème d'optimisation nous a conduit à choisir une méthode de type gradient proximal.

Initialement, la méthode a été évaluée sur un exemple purement synthétique composé de données de dimension trois (deux dimensions pour l'image et une pour le temps). Dans ces données on trouve différents cas d'interactions entre les sources : a) sans superposition , b) partiellement superposées c) source superposée sur différentes sources. La disponibilité de la vérité terrain nous a permis de calculer des mesures quantitatives comme l'erreur quadratique moyenne normalisée, l'erreur moyenne absolue normalisée et la distance spectrale pour les décours temporels et les carte spatiales des sources estimées avec notre algorithme.

Étant données les bonnes performances obtenues sur les données purement synthétiques avec ce modèle, nous l'avons utilisé sur des images IRMf (dimensions 3D + temps). Un des objectifs de cette thèse était d'analyser les données longitudinales d'un modèle de souris Alzheimer. Les données sont constituées d'une image IRMf de repos et d'une image anatomique 3D acquise lors du même examen. L'image anatomique a une dimension $256 \times 256 \times 34$ et une résolution spatiale de $0.08299 \times 0.07812 \times 0.4$ mm. L'IRMf est de taille $147 \times 87 \times 27 \times 500$ avec une résolution spatiale de $0.1445 \times 0.2299 \times 0.5$ mm et $2s$ pour la résolution temporelle. L'atlas *Allen Brain Atlas* [2] fournit une image 3D du cerveau (template) et une carte de segmentation qui permet d'identifier $R = 613$ structures anatomiques d'intérêt dans le cerveau de la souris. Ces deux jeux de données ont une résolution spatiale de $25 \times 25 \times 25$ μm.

Nous avons commencé avec les données brutes et avant le démélange, les étapes classiques de pré-traitement des données IRMf (masquage du cerveau , *slice timing*, correction du mouvement au cours de l'examen si besoin) et de recalage sont effectuées. On choisit de recaler l'atlas avec les données IRM anatomiques qui sont bien mieux résolues spatialement que les données IRMf. On tire parti du fait que les données anatomiques et IRMf sont

quasiment parfaitement recalées entre elles (la souris n'a pas bougé) et on effectue d'abord un recalage non rigide des données anatomiques sur les données IRMf pour corriger les distorsions géométriques parfois observées entre les deux modalités. Les données IRMf voient leur résolution spatiale artificiellement augmentée au préalable en subdivisant chaque voxel en $3 \times 6 \times 2$ voxels (la valeur du voxel original est dupliquée dans les $J = 36$ sous-voxels). Ceci permet d'atteindre une résolution spatiale comparable à celles de l'atlas et des données anatomiques, sauf dans la troisième dimension qui correspond à l'épaisseur des tranches lors de l'acquisition IRM (qui ne peut être réduite qu'au détriment de la résolution temporelle). L'atlas est ensuite recalé sur les données anatomiques par recalage non rigide. Les deux étapes de recalages successifs fournissent des champs de déformation que l'on peut appliquer en cascade aux régions de la carte de segmentation de l'atlas haute résolution afin d'obtenir les masques binaires des R régions projetées sur les données IRMf artificiellement augmentées. Un pipeline de traitements complet, entièrement automatisé, adapté aux souris pour préparer les cerveaux des souris pour la méthode de démélange a ainsi été réalisé pendant la thèse.

Afin de tester les performance de la méthode proposée en conditions réalistes, on utilise tout d'abord un jeu de données IRMf réelles dans lequel des signaux temporels synthétiques connus sont introduits. Nous avons introduit les signaux dans l'image IRMf augmentée afin de simuler le mélange avec les données réelles en dégradant l'image jusqu'à atteindre la (basse) résolution de l'IRMf d'origine. Empiriquement l'algorithme propose une solution acceptable et stable. Ceci nous a permis d'utiliser notre algorithme pour l'analyse des souris dans une étude longitudinale.

Les algorithmes de démélange basés sur des régions spatiales d'intérêts sont également classiquement utilisés dans le domaine de la scintigraphie et nous avons testé notre algorithme sur ce type de données. Dans l'état de l'art, la méthode de référence RUDUR [3] calcule les sources avec des contraintes spatiales relaxées, c'est-à-dire que la contribution spatiale des sources peut dépasser les régions d'intérêt définies par l'expert. Nos contraintes spatiales, sous forme d'indicatrices sont des contraintes dures, *i.e.* les sources sont forcément estimées à l'intérieur des régions. Les résultats trouvés par notre méthode sont très proches des résultats trouvés par la méthode de réference [3], sur un cas quasi-réel de données scintigraphiques, montrant le large potentiel de notre modèle générique.

Notre méthode a également été évaluée sur des observations astronomiques d'une portion du ciel observée par le téléscope spatial Hubble à haute résolution spatiale et par l'instrument MUSE au sol qui produit des images hyperspectrales de moins bonne résolution spatiale mais spectralement très résolues. Les régions d'intérêts ont été obtenues grâce à l'analyse préalable de l'image Hubble : [4] propose une carte de segmentation des galaxies observées. Le démélange spectral a ensuite été réalisé sur les données MUSE (Image 2D + spectres dans la troisième dimension) en utilisant la carte de segmentation de l'image Hubble pour exprimer la contrainte de localisation spatiale. Comme la résolution spatiale de l'image MUSE est faible, les spectres des galaxies dans l'image MUSE sont souvent noyés dans les spectres d'autres galaxies. En démélangeant une portion de l'image MUSE qui avait été analysée par le consortium qui a produit l'image, nous retrouvons, avec notre méthode, les mêmes estimations de spectres que dans leurs travaux, ce qui st une validation supplémentaire de notre approche.

En conclusion, dans cette thèse nous avons proposé un modèle générique de séparation de sources s'appuyant sur un apprentissage de dictionnaire. Ce modèle a été validé sur des application très variées. Le caractère générique de notre algorithme permettra de l'adapter à d'autres applications telles que la télédétection où de l'information spatiale améliore les

performances de démélange des images hyperspectrales. Pour le domaine médicale, une prise en compte d'informations spatiales *a priori* apportées par un atlas haute résolution nous a permis de proposer une solution au difficile problème de démélange des données IRMf individuelles (cas du sujet unique). Nous avons en particulier proposé une nouvelle forme de régularisation dans l'algorithme d'apprentissage par dictionnaire. Pour intégrer correctement les informations spatiales haute résolution, nous avons montré l'importance de bien spécifier l'étape de recalage entre l'atlas haute résolution et les données IRMf. L'information fournie par l'atlas est utilisée pour produire une bonne initialisation de la matrice d'abondances, garantissant ainsi la convergence de l'algorithme vers une solution acceptable d'un point de vue anatomique et fonctionnel.

Liste de publications

Article de revue internationale avec comité de lecture (soumis)

[1] A. Bhanot, C. Meillier, F. Heitz, L. Harsan, Spatially Constrained Online Dictionary Learning for Source Separation, IEEE Transactions on Image Processing. Référence dépôt HAL : hal-02621126, soumission mai 2020.

Articles de conférence avec comité de lecture

[1] A. Bhanot, C. Meillier, F. Heitz, L. Harsan, Online Dictionary Learning for Single-Subject fMRI Data Unmixing, EUSIPCO, A Coruña, Spain, septembre 2019
[2] A. Bhanot, C. Meillier, F. Heitz, L. Harsan, Apprentissage par dictionnaire pour le démélange de signaux temporels en IRMf, Gretsi, Lille, France, août 2019.

Conférence avec abstract

[1] A. Bhanot, C. Meillier, F. Heitz, L. Harsan, Estimation de l'activité au repos des régions anatomiques extraites de l'atlas Allen Mouse Brain en IRMf chez la souris, SFRMBM, Strasbourg, France, mars 2019.

Communications

[1] A. Bhanot, C. Meillier, F. Heitz, L. Harsan, Online dictionary learning for single-subject fMRI data unmixing: présentation orale, Journée Data Science and Artificial Intelligence, ICube, Strasbourg, 2019
[2] A. Bhanot, C. Meillier, F. Heitz, L. Harsan, Apprentissage par dictionnaire pour le démélange de signaux temporels en IRMf; poster, 7èmes Journées scientifiques de la FMTS, 2019
[3] A. Bhanot, C. Meillier, F. Heitz, L. Harsan, Estimation de l'activité au repos des régions anatomiques extraites de l'atlas Allen mouse brain en IRMf chez la souris. Journée poster des doctorants ICube, 2018

References

[1] Arthur Mensch, Gaël Varoquaux, and Bertrand Thirion, "Compressed Online Dictionary Learning for Fast Resting-State fMRI Decomposition," in *International Symposium on Biomedical Imaging*, Prague, Czech Republic, Apr. 2016, IEEE, 13th International Symposium on Biomedical Imaging, pp. 1282–1285, IEEE.

[2] Seung Wook Oh et al., "A mesoscale connectome of the mouse brain," *Nature*, vol. 508, pp. 207–214, 2014.

[3] Marc Filippi, Michel Desvignes, and Eric Moisan, "Robust unmixing of dynamic sequences using regions of interest," *IEEE transactions on medical imaging*, vol. 37, no. 1, pp. 306–315, 2017.

[4] Marc Rafelski, Harry I. Teplitz, and et al., "UVUDF: Ultraviolet Through Near-infrared Catalog and Photometric Redshifts of Galaxies in the Hubble Ultra Deep Field," , vol. 150, no. 1, pp. 31, July 2015.