HAL
open science

L'Analyse en Composantes Indépendantes Temporelle en Imagerie par Résonance Magnétique Fonctionnelle

Cécile Bordier, Michel Dojat, Pierre Lafaye de Micheaux

To cite this version:

Cécile Bordier, Michel Dojat, Pierre Lafaye de Micheaux. L'Analyse en Composantes Indépendantes Temporelle en Imagerie par Résonance Magnétique Fonctionnelle. 41èmes Journées de Statistique, Société Française de Statistique, May 2009, Bordeaux, France. inria-00386659

HAL Id: inria-00386659

https://inria.hal.science/inria-00386659

Submitted on 22 May 2009

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

L'Analyse en Composantes Indépendantes Temporelle en Imagerie par Résonance Magnétique Fonctionnelle

Cecile Bordier[(1)], Michel Dojat[(1)], Pierre Lafaye de Micheaux[(1,2)]

[(1)] *Grenoble Institut des Neurosciences (GIN) - INSERM U836 / Equipe 5*
Neuroimagerie Fonctionnelle et Métabolique
Université Joseph Fourier - Site Santé BP 170
38042 Grenoble Cedex 9, France

[(2)] *Laboratoire Jean Kuntzmann / Équipe SAGAG*
Université de Grenoble
BSHM, 1251 avenue centrale BP 47
38040 Grenoble Cedex 09, France
Pierre.Lafaye-de-Micheaux@upmf-grenoble.fr

Résumé

La dimension spatiale est très supérieure à la dimension temporelle dans les jeux de données obtenus lors d'expériences d'IRMF. Ainsi, seules les méthodes d'ACI spatiale sont considérées dans ce contexte pour des raisons de complexité numérique. Les neuroscientifiques seraient toutefois très intéressés à pouvoir utiliser des méthodes d'ACI temporelle de part l'indépendance temporelle de certains signaux sources. Nous proposons dans ce travail d'utiliser un résultat classique d'algèbre linéaire qui permet de surmonter les difficultés numériques sus-mentionnées. Nous présentons également un critère de non Gaussianité basé sur une nouvelle mesure d'applatissement qui permet de résoudre le problème de séparation de sources de façon robuste et rapide. La méthode ainsi obtenue a été implementée dans un package R et est appliquée sur un jeu de données réelles.

Abstract

Spatial dimension being much greater than temporal dimension for FMRI data, spatial ICA is the standard tractable approach used in this case. However, neuroscientists would be very interested in applying temporal ICA due to the independence of some source signals. In this work, we use a classical linear algebra result to overcome the numerical difficulties mentionned. We also introduce a non-Gaussianity criterion based on a new kurtosis measure which permits to solve the source separation problem in a fast and robust way. This method is coded in an R package and applied on a real dataset.

1. Le contexte d'étude

L'Imagerie par Résonance Magnétique Fonctionnelle (IRMF) est une technique non invasive permettant d'étudier le fonctionnement du cerveau humain en activité ou au repos. Le sujet est ainsi soumis à un ensemble de stimuli (visuels, auditifs, tactiles, cognitifs, etc ...) qui vont entrainer une réponse cérébrale. Cette réponse, localisée dans certaines régions du cerveau, induit une consommation accrue de sucre et d'oxygène par les cellules neuronales, entrainant des variations locales de débit sanguin cérébral. Le rapport entre le nombre de molécules d'oxy- et de déoxy-hémoglobine est alors modifié localement dans le circuit capillo-veineux. Du fait des propriétés magnétiques différentes de l'oxy-hémoglobine (diamagnétique) et de la déoxy-hémoglobine (paramagnétique), les lignes de champ vont être perturbées localement. Ces perturbations vont modifier le signal RMN mesuré : plus une zone est active moins les perturbations sont fortes et plus le signal est important. Le suivi des activations fonctionnelles au cours du temps consiste alors en un ensemble de volumes 3D cérébraux. Chaque voxel (l'équivalent 3D d'un pixel) du volume comprend un décours temporel spécifique de l'ordre de $t_{max} = 100$ à 200 points. Ces séries temporelles sont nombreuses ($v_{max} \approx 64 \times 64 \times 30 = 122880$ voxels) et caractérisées par un rapport signal sur bruit très faible. Il est donc utile de faire appel à des méthodes statistiques afin de détecter de manière significative quels sont les voxels activés par le ou les stimuli présentés au sujet. De nombreuses stratégies ont été utilisées pour répondre à cet objectif, la plus répandue étant l'application d'une méthode de régression linéaire univariée (ou de rafinements de cette méthode) sur les séries de chacun des voxels. Les régresseurs sont construits sur la base du décours temporel du stimulus. La variable à expliquer est la valeur mesurée par le scanner dans chaque voxel. Cette méthode est maintenant bien implémentée dans le logiciel SPM (Wellcome Department of Imaging Neuroscience, London, UK, 1994-2007).

Depuis quelques années, les neuroscientifiques ont commencé à utiliser une nouvelle approche, avec des résultats prometteurs. Il s'agit des méthodes d'Analyse en Composantes Indépendantes (McKeown *et al.*, 1998). Ces méthodes sont utilisées pour résoudre le problème de séparation de sources $\boldsymbol{x} = A\boldsymbol{s}$. L'idée est que la plupart des quantités physiques mesurées sont constituées d'un mélange d'autres quantités. Sous certaines conditions, il est possible de retrouver les composantes (sources) sous-jacentes $\boldsymbol{s}$ des quantités mesurées en utilisant la méthode d'Analyse en Composantes Indépendantes (ACI) ou la méthode de poursuite de projection (PP). L'hypothèse sur laquelle repose la première méthode (ACI) de recherche de ces sources est que les différents processus physiques tendant à générer des signaux sont statistiquement indépendants les uns des autres. Cela suggère qu'un moyen de retrouver les signaux sources à partir de l'observation d'un mélange de ces signaux est de trouver des transformations de ces mélanges qui produisent des composantes (signaux extraits) indépendantes (ou en tout cas les plus indépendantes possibles). D'un autre côté, la Poursuite de Projection (PP), une autre méthode de

recherche des sources, repose sur l'hypothèse que toute combinaison linéaire d'un ensemble de signaux sources (de variance finie) est gaussienne et que les signaux sources eux-mêmes sont non gaussiens. Ainsi, une autre méthode pour extraire des signaux sources à partir d'un mélange de ces signaux est de trouver des transformations de ces mélanges qui extraient des composantes non gaussiennes.

Les méthodes d'ACI peuvent se décliner en deux grandes classes : les méthodes d'ACI spatiale (ACIs) et les méthodes d'ACI temporelle (ACIt). L'ACIs produit un ensemble d'images mutuellement aussi indépendantes que possible et un ensemble associé de décours temporels non contraints alors que l'ACIt produit un ensemble de décours temporels mutuellement aussi indépendants que possible et un ensemble correspondant d'images non contraintes. La figure 2 illustre les différences entre les deux approches.

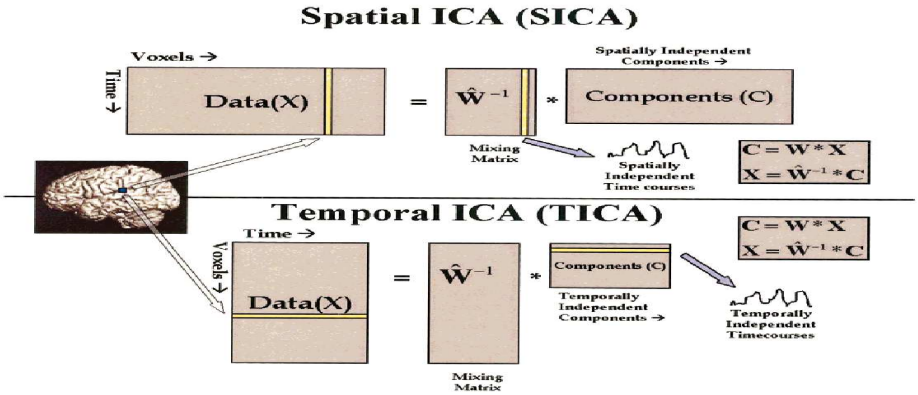

Figure 1: Description visuelle de l'ACIs versus l'ACIt. Dans chaque approche, les informations spatiale et temporelle sont déroulées dans une dimension. En ACIs, l'algorithme cherche à trouver des composantes spatialement indépendantes avec des décours temporels associés (non contraints) alors qu'en ACIt, l'algorithme cherche à trouver des décours temporels indépendants avec des cartes spatiales associées. D'après Calhoun *et al.* (2001).

2. Le problème et sa solution

2.1 L'ACIt réputée impraticable en IRMF

S'il est connu que soit l'indépendance spatiale, soit l'indépendance temporelle ne peut être supposée, alors cela remet en question l'utilisation de l'ACIt ou de l'ACIs respectivement. En pratique, l'ACIs implique une matrice de séparation $\hat{W}$ de petite taille $t_{max} \times t_{max}$. A l'inverse, l'ACIt implique une matrice $\hat{W}$ de grande taille $v_{max} \times v_{max}$ et il s'agit donc d'une méthode demandant beaucoup trop de ressources informatiques calcula-

toires comme l'ont noté Calhoun *et al.* (2001). Pour ces raisons, l'ACIt n'est actuellement pas utilisée pour le traitement de données d'IRMF. Ceci est regrettable puisqu'il peut y avoir des cas où l'ACIs est inefficace (voir par exemple l'expérience en vision humaine de Calhoun *et al.* (2001)).

2.2 L'ACIt enfin applicable en IRMF

D'après la décomposition en valeurs singulières, il est possible d'obtenir les t_{max} premiers vecteurs propres de la matrice des corrélations du cas temporel à partir de ceux du cas spatial. Il devient donc (numériquement) possible de projeter les observations (contenues dans la matrice $\dot{X}$ des données centrées) dans un sous-espace de dimension r en maximisant l'inertie du nuage projeté.

Notons $\mathcal{U}_r : t_{max} \times r$ la matrice des r premiers vecteurs propres de $v_{max}\mathrm{var}(\dot{X})$, $\mathcal{V}_r : t_{max} \times r$ la matrice des r premiers vecteurs propres de $t_{max}\mathrm{var}(\dot{X}^\mathsf{T})$ et $\mathcal{D}_r^2 : r \times r$ la matrice des r premières valeurs propres de $v_{max}\mathrm{var}(\dot{X})$. La décomposition en valeurs singulières permet d'écrire

$$\mathcal{V}_r = \dot{X}^\mathsf{T}\mathcal{U}_r\mathcal{D}_r^{-1}.$$

La projection dans le sous-espace mentionné plus haut, suivie d'un blanchiment, s'opère de la façon suivante : $Z = \left(\sqrt{t_{max}}\mathcal{D}_r^{-1}\mathcal{V}_r^\mathsf{T}\right)\dot{X}^\mathsf{T} = \sqrt{t_{max}}\mathcal{U}_r^\mathsf{T}$, qui vérifie $\mathrm{var}(Z) = \mathcal{I}_r$.

Le problème de séparation des r sources à résoudre peut alors s'opérer dans ce sous-espace :

$$\dot{X}^\mathsf{T} = \hat{\mathcal{A}}_{\dot{X}^\mathsf{T}}\hat{\mathcal{S}}_r \quad \Leftrightarrow \quad Z = \hat{\mathcal{A}}_Z\hat{\mathcal{S}}_r.$$

L'application d'une méthode d'ACIt (voir section 3) permet d'obtenir une estimation de la matrice de séparation $\hat{\mathcal{W}}_Z$ et de la matrice des sources $\hat{\mathcal{S}}_r$ dans ce sous-espace :

$$\hat{\mathcal{S}}_r = \hat{\mathcal{W}}_Z Z = \hat{\mathcal{W}}_{\dot{X}^\mathsf{T}}\dot{X}^\mathsf{T} \quad \Rightarrow \quad \hat{\mathcal{W}}_Z \quad \Rightarrow \quad \hat{\mathcal{S}}_r.$$

Il est alors possible de revenir à l'espace d'origine et d'estimer la matrice de séparation $\hat{\mathcal{W}}_{\dot{X}^\mathsf{T}}$:

$$\hat{\mathcal{W}}_{\dot{X}^\mathsf{T}} = \sqrt{t_{max}}\hat{\mathcal{W}}_Z\mathcal{D}_r^{-1}\mathcal{V}_r^\mathsf{T}$$

ainsi que la matrice de mélange $\hat{\mathcal{A}}_{\dot{X}^\mathsf{T}}$:

$$\hat{\mathcal{A}}_{\dot{X}^\mathsf{T}} = \frac{1}{\sqrt{t_{max}}}\mathcal{V}_r\mathcal{D}_r\hat{\mathcal{W}}_Z^{-1} = \hat{\mathcal{W}}_{\dot{X}^\mathsf{T}}^\mathsf{T}\left(\hat{\mathcal{W}}_{\dot{X}^\mathsf{T}}\hat{\mathcal{W}}_{\dot{X}^\mathsf{T}}^\mathsf{T}\right)^{-1}.$$

Cette approche permet donc d'appliquer une ACI temporelle réputée impraticable sur des données IRMF à cause de la trop grande taille (nombre de variables) de la matrice

des données.

3. Une nouvelle mesure de non Gaussianité

Un très grand nombre de méthodes pratiques ont été développées ces dernières années pour estimer le modèle d'ACI, c'est-à-dire résoudre le problème de la séparation des sources. Ces méthodes sont essentiellement basées sur deux principes différents mais étroitement reliés : minimisation de la dépendance ou maximisation de la non-gaussianité. Chacune des méthodes existantes utilise un critère spécifique et donne lieu à un algorithme particulier. Nous pouvons par exemple citer les méthodes basées sur la minimisation de l'information mutuelle, indice mesurant la dépendance et celles basées sur la Néguentropie, indice mesurant la non-gaussianité.

Nous introduisons ici un nouveau critère original (Desgagné, A., Lafaye de Micheaux, P. et Leblanc A.) permettant de mesurer la non-gaussianité d'un échantillon :

$$\text{Log P-kurtosis} = \log \hat{\kappa}_P = \log \left[\frac{3}{(2 - \log 2 - \gamma)} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} Y_i^2 \log(Y_i^2) \right]$$

avec $Y_i = (X_i - \overline{x})/s_n$ et γ la constante d'Euler. En posant

$$\alpha = \frac{-2 + 3\pi^2/2 + 3\log 2(\log 2 - 4) + 3\gamma(\gamma - 4 + 2\log 2)}{(2 - \log 2 - \gamma)^2} - 3$$

nous avons pu montrer, sous l'hypothèse X_i *i.i.d.* $N(\mu, \sigma^2)$, que

$$\frac{\log \hat{\kappa}_P - \log\left(3\left(\frac{n-2}{n}\right)\right)}{\sqrt{\frac{\alpha}{n}\left(1 - \frac{1.3}{n} + \frac{2.2}{n^{1.5}}\right)}} \approx N(0,1).$$

Cette approximation à la loi Gaussienne est raisonnablement bonne même pour des petites tailles échantillonnales. En outre, cette mesure présente l'avantage de ne pas nécessiter le choix d'une fonction de non linéarité comme cela est nécessaire pour la Néguentropie. En outre, elle est plus robuste à des données aberrantes que le coefficient de kurtosis de Pearson. Basé sur cette quantité, nous avons été en mesure de proposer l'algorithme du point fixe suivant pour résoudre le problème de séparation de sources.

Algorithme du point fixe fastICA-P-kurtosis

1. Centrer les données
2. Blanchir les données pour obtenir un vecteur $\boldsymbol{z}$
3. Choisir un vecteur initial normé $\boldsymbol{w}$ (ex: rnorm)

4. $\boldsymbol{w} \leftarrow E\left[\boldsymbol{z}(\boldsymbol{w}^\mathsf{T}\boldsymbol{z})\left(\log(\boldsymbol{w}^\mathsf{T}\boldsymbol{z})^2 - 3\left(\frac{n-2}{n}\right)\right)\right]$ (estimée)

5. $\boldsymbol{w} \leftarrow \boldsymbol{w}/\|\boldsymbol{w}\|$

6. Si non convergence, retourner à l'étape 4

Il est bon de noter que si l'on souhaite obtenir plusieurs composantes sources estimées, on peut utiliser cet algorithme couplé avec une contrainte d'orthogonalisation de Gram-Schmidt sur les composantes précédemment trouvées.

4. Application sur un jeu de données réelles

Les données que nous avons utilisées dans ce travail proviennent de l'étude menée par M. Dojat (GIN, Grenoble) et J.M. Hupé (CERCO, Toulouse) sur la perception des couleurs synesthésiques[1]. Il s'agit d'identifier les structures cérébrales impliquées lors de cette perception visuelle à l'aide de l'IRMF et de comparer avec le réseau impliqué dans la perception de couleurs "réelles" pour des synesthètes et des non-synesthètes. Un des buts de cette étude est de mieux comprendre l'implication de l'aire V4 largement décrite dans la littérature comme une zone centrale dans la perception colorée. Une session est réalisée pour délinéer l'aire V4. Une ACI temporelle est appliquée sur le sujet map284-1901 (une seule session). Les résultats et leur visualisation, présentés sur la Figure 2, ont été obtenus à l'aide du logiciel R et du package AnalyzeFMRI. Le huitième décours temporel sur les 10 calculés (celui qui est le plus corrélé avec le signal du paradigme convolué avec la HRF: corrélation=0.68) est présenté en bas à droite. C'est celui qui est associé à la composante indépendante temporelle seuillée (p=0.97) obtenue par l'ACIt et présentée dans les trois autres cadres de l'image (en coupe axiale, coronale et sagittale, de gauche à droite et de haut en bas). Les activations dans le cortex visuel sont nettement visibles, notamment les aires V1, V2 et V4.

Conclusion Nous avons utilisé de façon astucieuse un résultat classique d'algèbre linéaire sur la décomposition en valeurs singulières. Ceci nous a permis d'effectuer une Analyse en Composantes Indépendantes temporelle sur des données d'Imagerie par Résonance Magnétique Fonctionnelle, analyse réputée impraticable à cause de la grande taille des matrices de données en jeu. Nous avons aussi proposé un nouvel algorithme du point fixe qui est à la fois rapide et robuste. Il permet d'estimer la matrice de mélange et de retrouver les sources sous-jacentes dans le problème de séparation de sources. Tous ces résultats théoriques sont implémentés dans le package R AnalyzeFMRI et sont appliqués sur un jeu

[1] Les synesthésies, ou "union des sens", décrivent les particularités, non pathologiques, partagées par des personnes pour qui la stimulation dans une modalité sensorielle provoque de façon systématique une sensation dans une autre modalité sensorielle, comme dans le cas de l'audition colorée, où des sons produisent des sensations de couleur. On parle également de synesthésie pour l'association de couleurs ou de personnalités à des chiffres et des lettres.

de données réelles issues d'une expérience en vision humaine. Les zones cérébrales activées par le stimulus visuel ont pu être localisées en utilisant cette approche et les résultats obtenus sont cohérents avec les connaissances anatomiques actuelles. Des travaux en cours visent à montrer la possibilité de détection d'activations par l'ACIt qui ne peuvent être obtenues par l'ACIs.

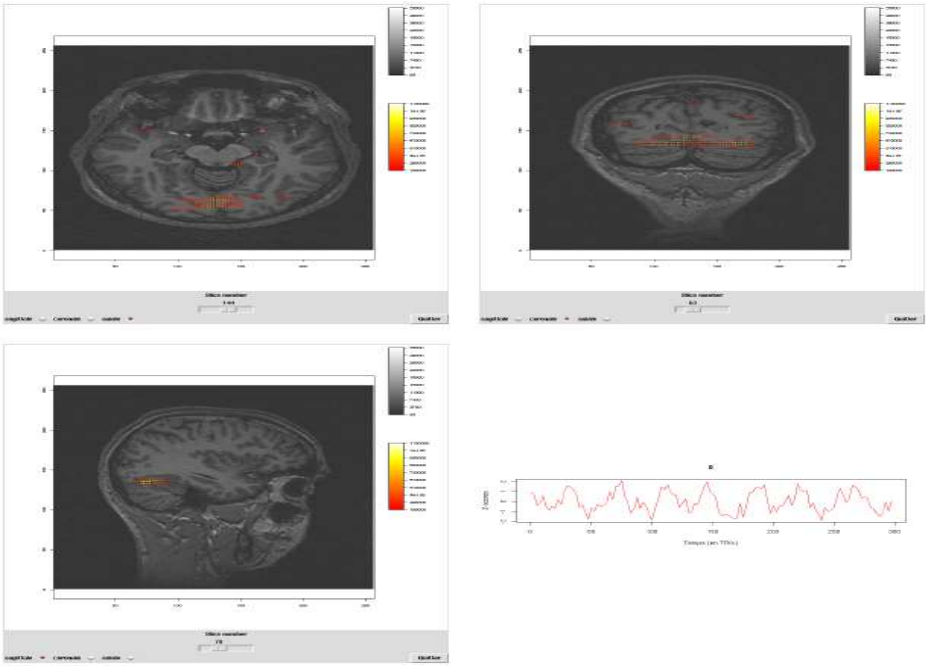

Figure 2: Résultats de l'ACIt obtenus à l'aide du package AnalyzeFMRI

Bibliographie

[1] Calhoun, V.D., Adali, T., Pearlson, G.D. et Pekar, J.J. (2001) Spatial and temporal independent component analysis of functional MRI data containing a pair of task-related waveforms. Human Brain Mapping, 13(1), 43–53.

[2] Desgagné, A., Lafaye de Micheaux, P. et Leblanc A. (en cours) P-kurtosis and goodness-of-fit tests for normality.

[3] Marchini, J.L. et Lafaye de Micheaux, P. (2008). AnalyzeFMRI: Functions for analysis of fMRI datasets stored in the ANALYZE or NIFTI format. R package version 1.1-12.

[4] McKeown et al., 1998b M.J. McKeown, S. Makeig, G.G. Brown, T.P. Jung, S.S. Kindermann, A.J. Bell and T.J. Sejnowski, Analysis of fMRI data by blind separation into independent spatial components, Hum. Brain Mapp. 6 (1998), pp. 160-188.