
Projet GLMDenoise

Etude sur les régresseurs de nuisance (aCompCor Denoising versus GLMDenoise)

Le signal hémodynamique (BOLD – Blood Oxygenation blood-level dependent) mesuré en IRMf contient de nombreuses sources de bruit (par exemple, bruit physiologique, bruit instrumental) qui sont mélangées à des signaux d'intérêt spécifiques à la tâche. Toute la difficulté est d'extraire le signal d'intérêt en limitant les diverses contaminations liées au bruit.

Dans les analyses classiques (univariées) de données IRMf, un modèle linéaire général (GLM – General Linear Modeling) est couramment appliqué (e.g. Friston et al., 1994). Il consiste à modéliser le déroulement temporel de chaque voxel en utilisant le début d'apparition de chaque condition expérimentale comme régresseur d'intérêt. Ces événements sont alors convolués à une fonction de réponse hémodynamique (HRF; e.g. Lindquist et al., 2009). La méthode consiste alors à estimer le meilleur accord entre le modèle et les données observées et le résultat aboutit à des estimations d'activité BOLD par condition expérimentale.

Une approche commune pour optimiser le modèle consiste à ajouter aux régresseurs d'intérêt des régresseurs de nuisance (e.g. Friston et al., 1995a). Ces régresseurs de nuisance incluent souvent des estimations de mouvement des participants et des termes de dérive linéaire et non linéaire, dans le but d'améliorer les estimations du modèle.

Le choix de ces régresseurs est capital et délicat dans la mesure où il peut nuire aux estimations liées à la tâche si les caractérisations du bruit sont inexactes.

Pour caractériser le bruit en IRMf (les régresseurs de nuisance), de nombreuses méthodes existent dans la littérature ; parmi les plus courantes, il est à remarquer :

- CompCor (Behzadi, 2007). Les composantes principales significatives sont dérivées de régions d'intérêt liées au bruit, soit anatomiquement (substance blanche et liquide céphalo-rachidien), soit temporellement (régions dans lesquelles les données ne sont pas modulées par la stimulation neurale)
- GLMDenoise (Kay et al., 2013). Les régresseurs de nuisance sont issus de l'application d'une analyse en composantes principales (ACP) sur les déroulements temporels des voxels non liés au paradigme expérimental et d'une cross-validation qui permet de sélectionner un nombre approprié de régresseur pour chaque jeu de données. Les régresseurs de nuisance de GLMDenoise comprennent non seulement le bruit physiologique, mais également le bruit lié aux mouvements du sujet et au bruit neural.
- Retroicor (Glover, 2000) dite « *image-based retrospective correction* » est une méthode de détection et de correction des artefacts physiologiques à partir des mesures conjointes de l'activité cérébrale, de la respiration et de l'activité cardiaque.

Dans cette étude, nous utilisons deux pipelines distincts pour définir les régresseurs de nuisance du GLM.

- Pipeline 1 GLMDenoise
- Pipeline 2 aCompCor Denoising
 - aCompCor (4 first component for white matter, 4 first component for cerebrospinal fluid)
 - 12 motion parameters : 6 standards (3 for translation, 3 for rotation) and 6 derivatives for speed motion

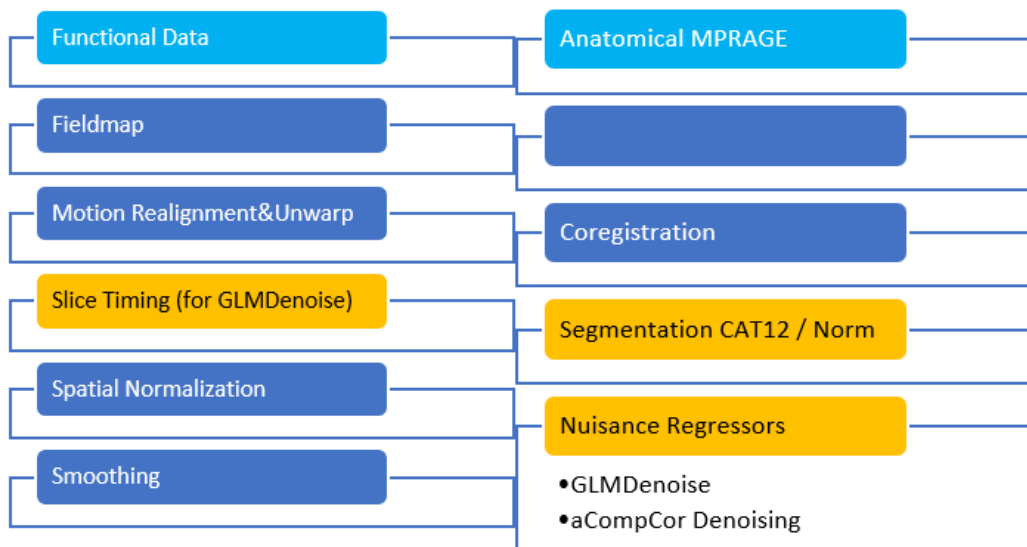
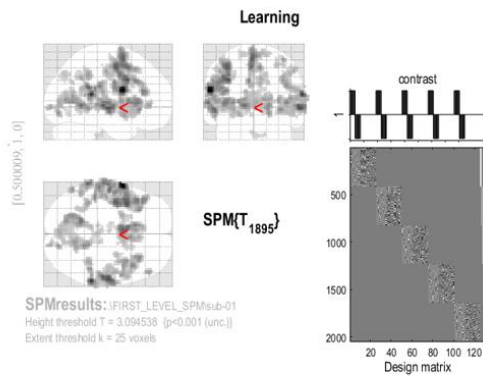


Schéma de Pré-traitements des données anatomiques et fonctionnelle (SPM12)

Ce travail est actuellement en cours (voir figure page suivante pour une illustration).

GLMDenoise

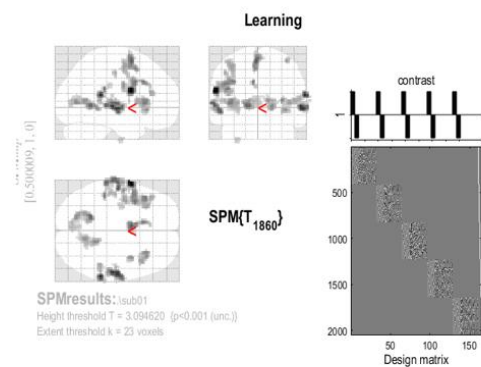


Statistics: p-values adjusted for search volume

set-level		cluster-level			peak-level				mm mm mm				
p	c	P _{FWE-corr}	q _{FDR-corr}	k _E	P _{uncorr}	P _{FWE-corr}	q _{FDR-corr}	T	(Z _E)	P _{uncorr}	mm	mm	mm
0.000	17	0.000	0.000	2255	0.000	0.000	10.09	Inf	0.000	-62	4	20	
					0.000	0.000	7.46	7.40	0.000	-37	9	33	
					0.000	0.000	7.07	7.62	0.000	-39	-7	50	
					0.000	0.000	8.15	Inf	0.000	63	-39	15	
					0.000	0.000	7.38	7.33	0.000	61	-17	-3	
					0.001	0.000	5.72	5.69	0.000	43	16	5	
					0.000	0.000	6.99	6.94	0.000	-4	4	60	
					0.000	0.000	6.61	6.57	0.000	-4	9	50	
					0.000	0.000	6.15	6.12	0.000	-9	21	33	
					0.000	0.000	6.58	6.54	0.000	-14	-52	0	
					0.001	0.000	5.65	5.62	0.000	18	-49	0	
					0.002	0.000	5.58	5.56	0.000	-22	-64	5	
					0.000	0.000	5.87	5.84	0.000	-39	31	20	
					0.006	0.001	5.34	5.32	0.000	18	-82	-10	
					0.061	0.556	4.88	4.86	0.000	16	-94	-3	
					0.008	0.001	5.29	5.27	0.000	-57	-64	13	
					0.013	0.002	5.21	5.19	0.000	38	6	60	
					0.484	0.269	4.71	4.30	0.000	31	-4	53	
					0.001	0.000	5.03	5.10	0.000	-39	-42	40	
					0.148	0.023	39	0.006	0.034	0.004	5.02	5.00	0.000
										51	39	0	

table shows 3 local maxima more than 8.0mm apart

aCompCor Denoising



Statistics: p-values adjusted for search volume

set-level		cluster-level			peak-level				mm mm mm				
p	c	P _{FWE-corr}	q _{FDR-corr}	k _E	P _{uncorr}	P _{FWE-corr}	q _{FDR-corr}	T	(Z _E)	P _{uncorr}	mm	mm	mm
0.000	15	0.000	0.000	400	0.000	0.000	9.83	Inf	0.000	-62	4	20	
					0.000	0.000	8.25	6.21	0.000	-37	9	33	
					0.000	0.000	5.90	5.88	0.000	-47	9	30	
					0.001	0.000	95	0.000	0.000	8.35	Inf	0.000	
					0.000	0.000	145	0.000	0.118	0.010	4.77	4.75	0.000
					0.000	0.000	0.000	0.000	8.03	Inf	0.000	58	-22
					0.000	0.000	7.97	Inf	0.000	61	-14	-3	
					1.000	0.388	3.56	3.55	0.000	-71	-17	8	
					0.000	0.000	7.06	7.02	0.000	-4	4	60	
					0.000	0.000	5.75	5.72	0.000	-7	8	50	
					0.000	0.000	239	0.000	0.000	6.99	6.95	0.000	
					0.000	0.000	6.95	6.91	0.000	-62	-32	0	
					0.000	0.000	6.73	6.69	0.000	-64	-17	5	
					0.000	0.000	419	0.000	0.000	6.67	6.63	0.000	
					0.001	0.000	5.66	5.64	0.000	18	-47	0	
					0.002	0.000	5.55	5.53	0.000	-17	-72	5	
					0.059	0.010	43	0.002	0.000	6.22	6.19	0.000	
					0.016	0.003	57	0.000	0.639	0.055	4.25	4.24	0.000
									6.97	6.198	3.83	3.83	0.000
											-54	-27	28

table shows 3 local maxima more than 8.0mm apart

Exemple de comparaison des t-maps sur 1 sujet donné (projet GLOUPS).

Références

- Behzadi, Y., Restom, K., Liao, J. & Liu, T. T. A component based noise correction method (CompCor) for BOLD and perfusion based fMRI. *Neuroimage* 37, 90–101 (2007).
- Glover, G. H., Li, T., & Ress, D. (2000). Image-based method for retrospective correction of physiological motion effects in fMRI: RETROICOR. *Magnetic Resonance in Medicine*, 44, 162-167.
- Friston K.J., Holmes A.P., Worsley K.J., Poline J.B., Frith C.D., Frackowiak R.S.J. Statistical parametric maps in functional imaging: a general linear approach. *Hum. Brain Mapp.* 1994;2:189–210.
- Friston K.J., Frith C.D., Turner R., Frackowiak R.S.J. Characterizing evoked hemodynamics with fMRI. *Neuroimage*. 1995;2:157–165.
- Kay K.N., Rokem A., Winawer J., Dougherty R.F., Wandell B.A. GLMdenoise: a fast, automated technique for denoising task-based fMRI data. *Front. Neurosci.* 2013;7
- Lindquist M.A., Loh J.M., Atlas L.Y., Wager T.D. Modeling the hemodynamic response function in fMRI: efficiency, bias and mis-modeling. *Neuroimage*. 2009;45:S187–S198.