

# Sujet de stage : Recherche de motifs dans les données spatio-temporelles

1<sup>er</sup> décembre 2022

## 1 Contexte

L'imagerie par résonance magnétique fonctionnelle (IRMf) est la modalité privilégiée pour l'étude de la connectivité fonctionnelle cérébrale (CF). L'analyse des données IRMf (3D + temps) permet d'identifier des régions cérébrales dont l'activité temporelle, appelée aussi décours temporel, est fortement corrélée : ces régions forment ce que l'on appelle les réseaux fonctionnels. Dans le cas de pathologies neurodégénératives (Alzheimer) et neuropsychiatriques (dépression, schizophrénie, etc.), des différences de connectivité entre les réseaux fonctionnels par rapport aux sujets sains ont été détectées grâce à l'IRMf au repos.

D'un point de vue traitement du signal, l'identification des réseaux fonctionnels et leur activité cérébrale peut être formalisée comme un problème de séparation de sources aveugle.

Dans le cas de pathologies neurodégénératives (Alzheimer) et neuropsychiatriques (dépression, schizophrénie, etc.), des différences de CF avec des sujets sains ont été détectées en IRMf de repos en identifiant les réseaux fonctionnels avec des méthodes classiques de séparation de sources (comme l'analyse en composantes indépendantes) puis en comparant les matrices de corrélation des décours temporels des réseaux identifiés. Cette technique fait l'hypothèse que les réseaux fonctionnels sont stationnaires temporellement.

Cette hypothèse est remise en cause depuis quelques années avec l'apparition de méthodes d'analyse dynamique de la CF [Allen et al., 2014, Di and Biswal, 2015, Thompson and Fransson, 2015, Warnick et al., 2018]. Dans ces nouvelles études, la CF est supposée évoluer temporellement, les réseaux étant quant à eux toujours définis avec une analyse en composantes indépendantes (donc sous l'hypothèse de stationnarité temporelle). La dynamique temporelle de la CF est mise en évidence grâce à des algorithmes de classification appliqués sur une fenêtre temporelle glissante. Cette approche constitue un premier pas vers une définition dynamique temporelle de la CF mais souffre de plusieurs limites :

- les réseaux cérébraux sont supposés constants dans le temps ;
- la dynamique temporelle est limitée par le faible nombre d'états cérébraux ;
- ces états cérébraux sont définis à l'échelle du cerveau entier, et non localement ;
- l'analyse est réalisée au niveau d'un groupe d'individus, et non individuellement

Chez les animaux tels que la souris et le rat, nous disposons d'atlas anatomiques fournissant une partition très fine du cerveau. En se basant sur l'idée qu'un réseau fonctionnel peut être défini comme un ensemble de très petites régions anatomiques, nous avons développé une méthode d'estimation des décours temporels au niveau de ces petites régions plutôt qu'au niveau des réseaux, ce qui autorise une définition spatiale beaucoup plus souple de la CF [Bhanot et al., 2019, Bhanot et al., 2021]. Ainsi, nous avons introduit le concept d'unité de connectivité fonctionnelle (UCF). Les UCF peuvent se connecter et se déconnecter au cours du temps. On peut alors modéliser les états de connectivité par une décomposition parcimonieuse sur le dictionnaire des UCF et générer ainsi une matrice qui résume toute l'information spatio-temporelle de la dynamique de la CF. Les premiers résultats obtenus sur quelques souris sont très prometteurs [Adam et al., 2022].

## 2 Objectifs du stage

Le premier objectif est d'extraire des marqueurs de la dynamique de la CF chez des individus sains et pathologiques. La détection de motifs sera effectuée dans deux cas différents :

- les motifs constitués d'UCF ayant une activation synchrone afin de constituer des réseaux fonctionnels à un instant  $t$  donné,
- les UCF ayant une activité possiblement asynchrone qui permettrait de représenter les circuits fonctionnels.

Une version améliorée de la méthode [Adam et al., 2022] pourra être appliquée à des données synthétiques et des données réelles afin de produire les matrices représentant la dynamique spatio-temporelle de la CF dans lesquelles la recherche de motifs sera effectuée. Le stage débutera par un état de l'art des méthodes de recherche de motifs dans les matrices, dans les graphes et dans les images afin de sélectionner les approches les plus adaptées à notre objectif.

Le second objectif est de comparer les motifs spatio-temporels de la dynamique de la CF entre deux stades de la pathologie chez un individu dans le cas d'une étude longitudinale ou encore de mettre en évidence la récurrence des motifs au sein d'un même groupe d'individus. Cette opération n'est pas triviale puisque deux motifs peuvent avoir le même support spatial (c'est-à-dire être constitués des mêmes UCF s'activant dans le même ordre) mais avec des durées différentes. Des approches de types comparaisons de graphes pourront être étudiées.

### 3 Contexte du stage

#### Laboratoire et équipe d'accueil

Équipe "Images, Modélisation, Apprentissage, Géométrie et Statistique " (IMAGeS)  
Laboratoire des sciences de l'Ingénieur, de l'Informatique et de l'Imagerie – ICube  
CNRS – Université de Strasbourg  
300 Boulevard Sébastien Brant, BP 10413  
67412 Illkirch Cedex (FRANCE)

#### Encadrants :

Céline Meillier, équipe IMAGeS, Maître de conférence, laboratoire ICube.  
Contact : meillier@unistra.fr.

Vincent Mazet, équipe IMAGeS, Maître de conférence HDR, laboratoire ICube.  
Contact : vincent.mazet@unistra.fr.

#### Profil de la personne candidate :

Master 2 et/ou 3A en école d'ingénieur.

Pour candidater merci de nous envoyer un CV, une lettre de motivation et les relevés de notes de licence et master ou école d'ingénieurs.

#### Compétences souhaitées :

- Traitement du signal et des images.
  - Science des données (statistiques, graphes, apprentissage automatique)
  - Programmation Python ou Matlab.
  - Autonomie et esprit d'initiative.
  - Bonne compréhension de l'anglais.
- Une poursuite en thèse pourra éventuellement être envisagée à l'issue du stage.

### Références

[Adam et al., 2022] Adam, A., Meillier, C., Achard, S., Becq, G., Bhanot, A., and Leborgne, A. (2022). Modélisation parcimonieuse de la dynamique spatio-temporelle de la connectivité fonctionnelle en IRMf cérébrale. *Gretsi*.

- [Allen et al., 2014] Allen, E. A., Damaraju, E., Plis, S. M., Erhardt, E. B., Eichele, T., and Calhoun, V. D. (2014). Tracking whole-brain connectivity dynamics in the resting state. *Cerebral cortex*, 24(3) :663–676.
- [Bhanot et al., 2019] Bhanot, A., Meillier, C., Heitz, F., and Harsan, L. (2019). Online dictionary learning for single-subject fmri data unmixing. In *2019 27th European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, pages 1–5.
- [Bhanot et al., 2021] Bhanot, A., Meillier, C., Heitz, F., and Harsan, L. (2021). Spatially constrained online dictionary learning for source separation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 30 :3217–3228.
- [Di and Biswal, 2015] Di, X. and Biswal, B. B. (2015). Dynamic brain functional connectivity modulated by resting-state networks. *Brain Structure and Function*, 220(1) :37–46.
- [Thompson and Fransson, 2015] Thompson, W. H. and Fransson, P. (2015). The frequency dimension of fmri dynamic connectivity : network connectivity, functional hubs and integration in the resting brain. *NeuroImage*, 121 :227–242.
- [Warnick et al., 2018] Warnick, R., Guindani, M., Erhardt, E. B., Allen, E. A., Calhoun, V. D., and Vannucci, M. (2018). A bayesian approach for estimating dynamic functional network connectivity in fmri data. *Journal of the American Statistical Association*, 113(521) :134–151.