

Image-to-image transition using diffusion models in functional MRI

Supervisors

- Elodie Germani, PhD student at University of Rennes 1, [Empenn](#) and [LACODAM](#) teams
elodie.germani@irisa.fr, <http://elodiegermani.fr>
- Elisa Fromont, Professor at University of Rennes 1, [LACODAM team](#)
elisa.fromont@inria.fr, <http://people.irisa.fr/Elisa.Fromont/>
- Camille Maumet, Research scientist at Inria, [Empenn team](#)
camille.maumet@inria.fr, <http://camillemaumet.com>

Location: Rennes - [Inria](#) / [IRISA](#) lab

Duration: 4-6 months

Keywords: Deep learning, Generative models, Diffusion models, Brain imaging, Statistics, fMRI, Pipelines

Context

Functional MRI (fMRI) is a neuroimaging technique with which, in-vivo cerebral activity can be studied during specific tasks or at resting state. However, computing the results of these kinds of studies require complex and specific analyses and studies showed that the choice of software package to use (Bowring et al., 2019), the analysis method inside the software package (Carp, 2012) or even the software package version can have an impact on the statistic maps obtained at the end of the analysis.

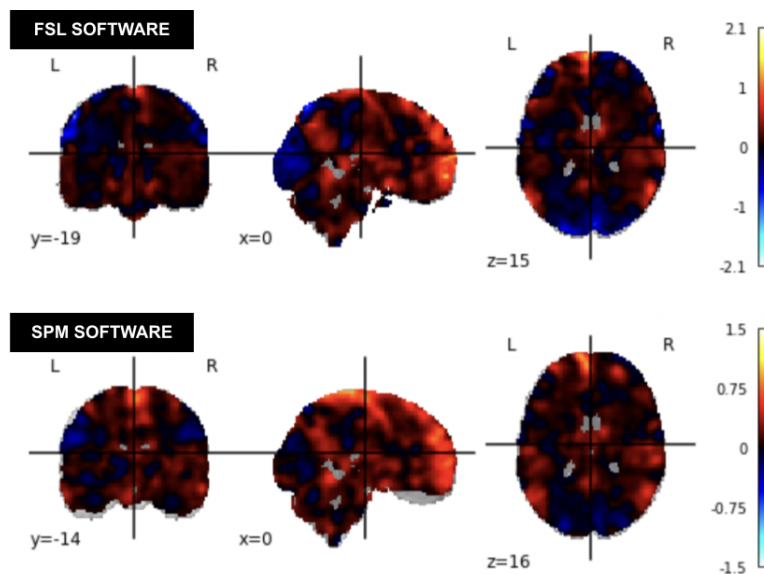


Fig. 1 - Comparison of statistic maps of the same subject and same contrast analyzed with two different software packages

This can lead to bias in the published results but also make it difficult for researchers to re-use subject-level data analyzed by two different methods or software packages to perform group analyses without increasing the probability of false positive results. (Rolland et al., 2022)

To tackle this problem, we propose the use of generative models to convert an image obtained by a method/software package (source domain) to its version obtained by another method/software package (target domain). Recently, diffusion models (Ho et al., 2020) showed their potential in these task by providing a higher level of detail and a more stable training than models like generative adversarial networks (GAN) while offering the same type of applications (random or conditioned image synthesis, image-to-image transition, super-resolution imaging, segmentation, etc.) (Croitoru et al., 2022).

The goal of this internship is to develop a diffusion model that can perform an image-to-image transition (Saharia et al., 2022) between a statistic map obtained from an analysis method to its version obtained from another analysis method.

Work to do

First, you will have to familiarize yourself with fMRI analysis methods (also referred to as "pipelines") and the resulting images (statistic maps) obtained, but also with diffusion models and their conditional variants.

The goal will be to implement a 3D diffusion model in a task of image-to-image transition and to train it to convert a statistic map into another one.

The model should be able to generate a statistic map of subject A in the target domain (pipeline/software package 2) given a statistic map of the same subject A in the source domain (pipeline/software package 1) and a statistic map of another subject B in the target domain (pipeline/software package 2) .

To do this, you will have 2 datasets of approximately 20,000 statistic maps each, corresponding to statistic maps of different contrast (task analyzed during the study) for 1,000 subjects obtained with the same pipeline implemented in two different software packages (SPM and FSL).

If time allows, you will additionally check the potential of re-use of the generated maps for group analyses by calculating the false positive rate as in (Rolland et al., 2022) between the original maps and the generated ones.

Prerequisites

- Strong skills in computer programming in Python language and in particular the Pytorch package
- Knowledge in deep learning and if possible, generative models
- Interest in medical imaging and research
- Good comprehension of written english

Administrative Information

The internship will take place in the IRISA lab (<https://www.irisa.fr/en>) in Rennes, France, ideally between February 2023 and July 2023. The internship's pay is about 600 euros per month.

How to apply

Send your CV, your last grades (and your ranking among your peers) and a motivation letter to all persons listed below:

- Elisa Fromont (<http://people.irisa.fr/Elisa.Fromont/>): elisa.fromont@irisa.fr
- Camille Maumet (<http://camillemaumet.com/>): camille.maumet@inria.fr
- Elodie Germani (<https://elodiegermani.fr/>): elodie.germani@irisa.fr

References

- Bowring, A., Maumet, C., Nichols, T.E., 2019. Exploring the impact of analysis software on task fMRI results. *Hum. Brain Mapp.* 40, 3362–3384. <https://doi.org/10.1002/hbm.24603>
- Carp, J., 2012. On the plurality of (methodological) worlds: estimating the analytic flexibility of fMRI experiments. *Front. Neurosci.* 13. <https://doi.org/10.3389/fnins.2012.00149>
- Croitoru, F.-A., Hondru, V., Ionescu, R.T., Shah, M., 2022. Diffusion Models in Vision: A Survey. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2209.04747>
- Ho, J., Jain, A., Abbeel, P., 2020. Denoising Diffusion Probabilistic Models. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2006.11239>
- Rolland, X., Maurel, P., Maumet, C., 2022. Towards efficient fmri data re-use: can we run between-group analyses with datasets processed differently with spm ?, in: ISBI 2022 - IEEE International Symposium on Biomedical Imaging. IEEE, Calcutta, India, pp. 1–4. <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-03607384/>
- Saharia, C., Chan, W., Chang, H., Lee, C.A., Ho, J., Salimans, T., Fleet, D.J., Norouzi, M., 2022. Palette: Image-to-Image Diffusion Models. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2111.05826>

Transition image-vers-image à l'aide de modèles de diffusion en IRM fonctionnelle cérébrale

Supervision

- Elodie Germani, Doctorante à l'Université de Rennes 1, [Empenn](mailto:elodie.germani@irisa.fr) et [LACODAM](http://elodiegermani.fr)
elodie.germani@irisa.fr, <http://elodiegermani.fr>
- Elisa Fromont, Professeure à l'Université de Rennes 1, [LACODAM](http://people.irisa.fr/Elisa.Fromont/)
elisa.fromont@inria.fr, <http://people.irisa.fr/Elisa.Fromont/>
- Camille Maumet, Chargée de recherche à l'Inria, [Empenn](http://camillemaumet.com)
camille.maumet@inria.fr, <http://camillemaumet.com>

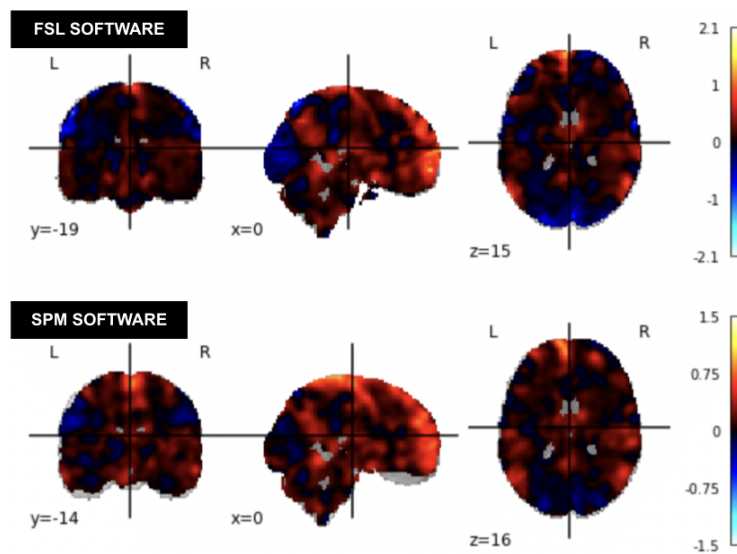
Lieu du stage : Rennes - [Inria](http://inria.fr) / [IRISA](http://irisa.fr) laboration

Durée du stage : 4-6 months

Mots clés : Deep learning, Modèles génératifs, Modèles de diffusion, Imagerie cérébrale, Statistiques, IRMf, Pipelines

Contexte

L'IRM fonctionnelle (IRMf) est une technique de neuroimagerie permettant d'observer l'activité cérébrale in-vivo lors de la réalisation d'une tâche spécifique ou au repos. Néanmoins, obtenir des résultats de ces études requiert des analyses complexes et spécifiques et de nombreuses études ont montré que le choix du logiciel d'analyse (Bowring et al., 2019), de la méthode au sein d'un même logiciel (Carp, 2012) ou encore la version du logiciel peut avoir un impact sur les cartes statistiques obtenues à la fin de l'analyse.



Cela peut entraîner des biais dans les résultats mais aussi rendre difficile la ré-utilisation de données niveau sujet analysées par des méthodes différentes pour réaliser des analyses de groupes sans augmenter la probabilité d'obtenir des faux positifs. (Rolland et al., 2022)

Pour pallier ce problème, nous proposons l'utilisation de modèles génératifs pour convertir une image obtenue par une méthode (domaine source) en sa version obtenue par une autre méthode (domaine target). Récemment, les modèles de diffusion (Ho et al., 2020) ont montré leur potentiel dans ces tâches en offrant un haut niveau de détail et un processus d'entraînement plus stable que les modèles de type generative

adversarial networks (GAN) tout en proposant le même type d'application (synthèse d'image aléatoire et conditionnée, transition image-vers-image, amélioration de résolution, segmentation...) (Croitoru et al., 2022).

L'objectif de ce stage est de développer un modèle de diffusion permettant de faire une transition image-vers-image (Saharia et al., 2022) entre une carte statistique issue d'une méthode d'analyse vers sa version d'une autre méthode d'analyse.

Travail attendu

Vous devrez dans un premier temps vous familiariser avec les analyses de données IRMf et les cartes statistiques obtenues ainsi qu'avec les modèles de diffusions et leurs variants conditionnels.

L'objectif sera ensuite d'implémenter un modèle de diffusion 3D dans une tâche de transition image-vers-image et de l'entraîner afin de convertir une carte statistique d'une méthode vers une autre.

Le modèle devra être capable à partir d'une carte statistique d'un sujet A du domaine source (logiciel n°1) et une carte d'un sujet B du domaine target (logiciel n°2) de générer la version de la carte du sujet A dans le domaine target (logiciel n°2).

Pour cela, vous aurez à disposition deux jeux de données d'environ 20,000 cartes statistiques chacun, correspondant à des cartes représentant différents contrastes (tâche particulière analysée lors de l'étude) pour environ 1000 sujets obtenues avec deux logiciels différents (SPM et FSL).

Si le temps le permet, vous vérifierez l'utilisabilité des cartes générées pour des analyses de groupes en calculant le taux de faux positifs comme dans (Rolland et al., 2022) entre les cartes originales et les cartes converties.

Pré-requis

- Solides compétences en programmation informatique : langage python et connaissance du package Pytorch
- Connaissances en deep learning et en particulier sur les modèles génératifs
- Intérêt pour l'imagerie médicale et le monde de la recherche
- Bonne compréhension de l'anglais écrit

Références

- Bowring, A., Maumet, C., Nichols, T.E., 2019. Exploring the impact of analysis software on task fMRI results. *Hum. Brain Mapp.* 40, 3362–3384. <https://doi.org/10.1002/hbm.24603>
- Carp, J., 2012. On the plurality of (methodological) worlds: estimating the analytic flexibility of fMRI experiments. *Front. Neurosci.* 13. <https://doi.org/10.3389/fnins.2012.00149>
- Croitoru, F.-A., Hondru, V., Ionescu, R.T., Shah, M., 2022. Diffusion Models in Vision: A Survey. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2209.04747>
- Ho, J., Jain, A., Abbeel, P., 2020. Denoising Diffusion Probabilistic Models. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2006.11239>
- Rolland, X., Maurel, P., Maumet, C., 2022. Towards efficient fmri data re-use: can we run between-group analyses with datasets processed differently with spm ?, in: ISBI 2022 - IEEE International Symposium on Biomedical Imaging. IEEE, Calcutta, India, pp. 1–4. <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-03607384/>
- Saharia, C., Chan, W., Chang, H., Lee, C.A., Ho, J., Salimans, T., Fleet, D.J., Norouzi, M., 2022. Palette: Image-to-Image Diffusion Models. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2111.05826>