



<https://cosmic.cosmostat.org/>

<https://team.inria.fr/parietal>

Titre (Projet long) : Apprentissage supervisé pour l'acquisition accélérée en IRM à très haut champ magnétique)

Laboratoire d'accueil : équipe [Inria Parietal](#) au sein du centre [CEA/NeuroSpin](#).

Encadrants : Philippe Ciuciu (philippe.ciuciu@cea.fr), 01.69.08.77.85 et Anna Kazeykina (anna.kazeykina@math.u-psud.fr)

Contact niveau relation entreprise/école : Mme Julie Corgeron (julie.corgeron@cea.fr), 01.69.08.90.15.

Mots clés : Mathématiques appliquées, apprentissage, imagerie par résonance magnétique (IRM), acquisition et reconstruction d'images.

Contexte général. L'IRM est une technique de référence en imagerie médicale pour l'aide au diagnostic dans toutes les pathologies des tissus mous du corps humain, en particulier le cerveau. NeuroSpin est le plus grand centre européen de neuroimagerie par IRM, dédié à l'étude du cerveau sain et pathologique. Il est doté en particulier d'imageurs à très champ magnétique (3 et 7 Tesla) et d'un prototype unique au monde pour l'homme, l'aimant ISEULT (11,73 Tesla atteint le 18 juillet 2019). L'intérêt des très hauts champs réside dans leur capacité à faire des images de plus en plus résolues, permettant d'explorer l'architecture et le fonctionnement cérébral à une finesse inégalée.

Toutefois, le temps d'examen augmente linéairement en imagerie 2D avec le gain en résolution et les mouvements involontaires des patients empêchent de pratiquer une imagerie à haute résolution en routine clinique. C'est la raison pour laquelle, depuis dix ans et l'avènement de la théorie de l'échantillonnage compressif [1,2], de nouveaux schémas d'acquisition accélérés ont été proposés : à NeuroSpin, nous avons développé de telles stratégies, ainsi baptisés SPARKLING (*Spreading Projection Algorithm for Rapid K-space sampLING*) [3,4]. Elles permettent d'accélérer significativement le temps d'acquisition d'un facteur 20 en imagerie 2D et 70 en imagerie 3D in vivo chez l'homme. Malgré ces avancées, les schémas d'acquisition accélérée restent à ce jour encore partiellement indépendants de la façon dont les données (acquises dans l'espace de Fourier en IRM) sont exploitées pour reconstruire les images IRM. Par ailleurs, ces trois dernières années ont vu l'explosion de l'utilisation de l'apprentissage statistique et des réseaux de neurones profonds dans l'étape de reconstruction d'images [5–8] mais peu de travaux ont été proposés à ce jour pour l'étape d'acquisition, i.e. pour la génération de schémas d'échantillonnages informés par l'étape de reconstruction.

Objectifs du projet et résultats attendus. L'objectif du projet est clairement de proposer des schémas d'acquisition en IRM qui surpassent ceux existants à NeuroSpin pour différents types d'imagerie cérébrale (anatomique, fonctionnelle, structurelle) à très haute résolution. Les performances seront mesurées en termes de facteur d'accélération du temps d'acquisition sans perte de qualité image.

Livrables. Le projet commencera par une étude bibliographique (octobre 2019) afin de recenser les travaux récents en apprentissage statistique supervisé pour l'IRM [9–11], les étudiants dresseront un bilan des avantages et limites des approches actuelles et rédigeront une note de synthèse. Dans un deuxième temps (novembre 2019), ils s'approprièrent ensuite les outils développés au sein du groupe *Compressed Sensing* dirigé par Philippe Ciuciu au sein de l'équipe Inria Parietal, en particulier i) le module Python [CSMRI_sparkling](#), en accès restreint sur [GitLab](#), pour la génération de schémas

d'échantillonnage répondant aux contraintes matérielles des imageurs et ii) le logiciel de reconstruction d'images PySAP, en accès libre sur la plateforme [github](#).

Dans un troisième temps (décembre 2019/janvier 2020), une méthode basée sur de l'optimisation bi-niveaux [11] sera développée pour un apprentissage supervisé du schéma SPARKLING le plus performant étant donné un algorithme de reconstruction d'images IRM. Les aspects les plus mathématiques seront également supervisés par Mme Anna Kazeykina, maître de conférences à l'université Paris-Sud et actuellement en délégation Inria pour un an au sein de l'équipe Parietal à NeuroSpin. Le code produit devra s'interfacer sous forme de module Python aux outils existants. Des simulations numériques rétrospectives, i.e. sur des données déjà collectées sur les imageurs de NeuroSpin permettront de valider ces développements. Enfin, si le temps le permet, de façon prospective sur la dernière période (février/mars 2020), les étudiants pourront réfléchir à une généralisation de leur approche basée sur les réseaux de neurones profonds. Des prototypes pourront être testés à l'aide des outils déjà développés par les doctorants de l'équipe (Zaccharie Ramzi, Guillaume Daval-Frerot, Loubna El Gueddari) en Keras/TensorFlow ou Pytorch. Les étudiants auront aussi accès aux ingénieurs de recherche de l'équipe (Chaithya GR, Antoine Grigis, Samuel Farrens) qui pourront les conseiller sur certains aspects informatiques.

Devenirs du travail. Les livrables produits par les étudiants seront intégrés dans la librairie [CSMRI_sparkling](#) développée au laboratoire. Si les schémas d'acquisition s'avèrent plus performants que ceux actuellement produits, ils seront implantés dans des séquences d'imagerie sur les systèmes Siemens-Healthcare disponibles à NeuroSpin.

Compétences attendues. Les étudiants attirés par ce projet doivent maîtriser la théorie du traitement statistique du signal, l'optimisation convexe non lisse, les outils classiques et avancés de l'apprentissage statistique (e.g. régression en grande dimension, réseaux de neurones). Ils doivent avoir des bases solides en programmation, si possible en langage Python et maîtriser les concepts de base du développement collaboratif ([git](#)). Des connaissances préalables en IRM ne sont pas nécessaires.

Références

- [1] D. L. Donoho, "Compressed sensing," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 52, no. 4, pp. 1289–1306, 2006.
- [2] E. J. Candes, J. K. Romberg, and T. Tao, "Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements," *Communications on Pure and Applied Mathematics : A Journal Issued by the Courant Institute of Mathematical Sciences*, vol. 59, no. 8, pp. 1207–1223, 2006.
- [3] C. Lazarus, P. Weiss, N. Chauffert, F. Mauconduit, L. El Gueddari, C. Destrieux, I. Zemmoura, A. Vignaud, and P. Ciuciu, "Sparkling : variable-density k-space filling curves for accelerated t_2^* -weighted mri," *Magnetic Resonance in Medicine*, vol. 81, no. 6, pp. 3643–3661, 2019.
- [4] C. Lazarus, P. Weiss, , L. El Gueddari, F. Mauconduit, A. Vignaud, and P. Ciuciu, "3D SPARKLING trajectories for isotropic high-resolution T_2^* weighted MR images," CEA/NeuroSpin & INRIA Saclay Parietal, accepted for publication *NMR Biomedicine*, Aug. 2019.
- [5] M. Mardani, E. Gong, J. Y. Cheng, S. S. Vasanawala, G. Zaharchuk, L. Xing, and J. M. Pauly, "Deep generative adversarial neural networks for compressive sensing MRI," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 38, no. 1, pp. 167–179, 2018.
- [6] B. Zhu, J. Z. Liu, S. F. Cauley, B. R. Rosen, and M. S. Rosen, "Image reconstruction by domain-transform manifold learning," *Nature*, vol. 555, no. 7697, p. 487, 2018.



<https://cosmic.cosmostat.org/>

<https://team.inria.fr/parietal>

- [7] J. C. Ye, Y. Han, and E. Cha, “Deep convolutional framelets : A general deep learning framework for inverse problems,” *SIAM Journal on Imaging Sciences*, vol. 11, no. 2, pp. 991–1048, 2018.
- [8] K. Hammernik, T. Klatzer, E. Kobler, M. P. Recht, D. K. Sodickson, T. Pock, and F. Knoll, “Learning a variational network for reconstruction of accelerated mri data,” *Magnetic resonance in medicine*, vol. 79, no. 6, pp. 3055–3071, 2018.
- [9] L. Baldassarre, Y.-H. Li, J. Scarlett, B. Gözcü, I. Bogunovic, and V. Cevher, “Learning-based compressive subsampling,” *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, vol. 10, no. 4, pp. 809–822, 2016.
- [10] B. Gözcü, R. K. Mahabadi, Y.-H. Li, E. Ilıcak, T. Cukur, J. Scarlett, and V. Cevher, “Learning-based compressive MRI,” *IEEE transactions on medical imaging*, vol. 37, no. 6, pp. 1394–1406, 2018.
- [11] F. Sherry, M. Benning, J.-C. De los Reyes, M. J. Graves, G. Maierhofer, G. Williams, C.-B. Schönlieb, and M. J. Ehrhardt, “Learning the sampling pattern for MRI,” submitted to IEEE Transactions on Medical Imaging, July 2019.