

SPARKLING: nouveaux schémas d'échantillonnage compressif prospectif pour l'IRM haute résolution

Carole LAZARUS¹, Pierre WEISS², Nicolas CHAUFFERT¹, Alexandre VIGNAUD³, Philippe CIUCIU¹

¹Inria Saclay Parietal, CEA NeuroSpin
Bât. 145, 91191 Gif-sur-Yvette Cedex, France

²ITAV, USR 3505, PRIMO Team
Université de Toulouse, France

³METRIC, UNIRS, CEA NeuroSpin
Bât. 145, 91191 Gif-sur-Yvette Cedex, France

carole.m.lazarus@gmail.com, pierre.armand.weiss@gmail.com
nicolas.chauffert@gmail.com, alexandre.vignaud@cea.fr, philippe.ciuciu@gmail.com

Résumé – Dans le cadre de l'application du Compressed Sensing en Imagerie par Résonance Magnétique (IRM), nous présentons les résultats issus de nouveaux schémas 2D d'échantillonnage compressif *prospectif* (i.e., implémenté en pratique) pour l'IRM, récemment utilisés sur un scanner 7 Tesla. Les nouvelles trajectoires baptisées SPARKLING permettent des grands facteurs d'accélération (e.g., $\simeq 8$ en résolution 512×512 soit $400 \times 400 \mu\text{m}^2$) pour l'IRM à haute résolution.

Abstract – In the context of Compressed Sensing in Magnetic Resonance Imaging (MRI), we present the results of new compressed 2D *prospective* (i.e., implemented on the scanner) sampling schemes for MRI, which were recently implemented on a 7 Tesla scanner. The new trajectories, named SPARKLING, enable to achieve 8-fold acceleration factors for high resolution MRI (e.g., 512×512 or $400 \times 400 \mu\text{m}^2$).

1 Introduction

Depuis les travaux de Lustig et coll. en 2007 [10, 11], la théorie du Compressed Sensing (CS) a engendré une multitude d'applications dans le monde de l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM). L'idée de réduire le temps d'acquisition en IRM en réduisant le nombre de données à collecter a en effet connu un attrait immédiat étant donnée la durée importante de certaines acquisitions IRM en particulier en imagerie à haute résolution ($\geq 512 \times 512$).

Néanmoins, si l'aspect reconstruction d'images à partir de données sous-échantillonnées a mobilisé beaucoup d'énergie et donné lieu à une très vaste littérature, la problématique de la construction de nouveaux schémas d'échantillonnage adaptés au CS a connu beaucoup moins de succès, car très complexe. Les acquisitions compressées jusqu'à aujourd'hui ont ainsi consisté à sous-échantillonner des schémas d'échantillonnage déjà existants en IRM (lignes, radial, spiral), réduisant les possibilités promises du CS en IRM.

C'est pour ces raisons que nous avons développé un algorithme permettant de générer des schémas d'échantillonnage adaptés au CS et respectant les contraintes matérielles de l'IRM [3]. Dans un premier temps nous rappellerons les principes de l'échantillonnage en IRM et les techniques classiques. Nous présenterons ensuite les grandes lignes de l'algorithme de pro-

jection SPARKLING que nous avons développé et qui permet de générer des nouveaux schémas d'échantillonnage plus efficaces. Enfin, nous présenterons les récents résultats *prospectifs* que nous avons obtenus avec ces trajectoires SPARKLING sur un scanner à 7 Tesla [9].

2 Le Compressed Sensing en IRM

2.1 L'échantillonnage en IRM

En IRM, les données ne sont pas directement acquises dans l'espace image, mais dans l'espace de Fourier (des fréquences spatiales) de l'image qu'on cherche, encore appelé *k-space*. On mesure ainsi un ensemble de valeurs de la transformée de Fourier d'une image u . Les valeurs de la transformée de Fourier sont acquises le long d'une courbe paramétrée $s : [0, T] \mapsto R^d$ qui doit appartenir à un certain ensemble de contraintes de faisabilité S_T . Par exemple, dans le cas où l'acquisition est obtenue à partir d'une seule excitation radiofréquence (RF), la courbe s doit appartenir à l'ensemble suivant :

$$S_T = \{s : [0, T] \mapsto R^d, \|\dot{s}\|_\infty < \alpha, \|\ddot{s}\|_\infty < \beta\} \quad (1)$$

Les paramètres α et β dépendent de l'imageur et de l'intensité maximale des gradients $\|G_{\text{max}}\|$ et du *slew rate*, c'est-à-

dire $\|\dot{G}_{\max}\|$. Si l'acquisition se fait à partir de plusieurs excitations RF, la trajectoire s est alors segmentée et appartient à des produits cartésiens de l'ensemble S_T . A la fin de l'acquisition, on a collecté l'ensemble E de mesures :

$$E = \left\{ \hat{u}(s(i\Delta t)), 1 \leq i \leq \left\lfloor \frac{T}{\Delta t} \right\rfloor \right\} \quad (2)$$

où $\Delta t > 0$ décrit la période d'échantillonnage de la courbe s .

2.2 Le Compressed Sensing en IRM

L'application du CS en IRM consiste à acquérir moins de données que ce qui est prescrit par le théorème de Nyquist, puis à reconstruire une image grâce à des algorithmes itératifs non-linéaires. Il a été montré [12, 5, 2] que les mesures acquises dans le k -space doivent être distribuées selon une certaine densité dépendant de la structure de parcimonie du signal. En pratique, on doit échantillonner de façon plus dense les basses fréquences, on parle alors d'échantillonnage à densité variable [12, 4].

Étant donné le mode d'acquisition séquentiel de l'IRM et ses contraintes matérielles, l'utilisation du CS en IRM s'est jusqu'à présent limitée à sous-échantillonner des schémas classiquement utilisés comme les trajectoires radiale ou spirale. Typiquement, c'est le mode d'acquisition radial (i) qui est le plus utilisé cliniquement, car le sous-échantillonnage de ce schéma consiste simplement à « éliminer » certains de ses rayons (ou segments). C'est notamment la technique la plus répandue en imagerie dynamique et cardiaque en particulier [13, 7]. Des schémas spiralés (ii) sont également utilisés mais plus rarement car ils peuvent nécessiter des corrections d'artéfacts post-hoc (e.g., erreurs de trajectoire), en particulier si la spirale n'est pas bien calibrée par rapport aux contraintes sur les gradients. Une autre technique (iii) astucieuse consiste à mesurer des points distribués de manière i.i.d. dans le plan d'une coupe et à acquérir les données selon une ligne droite dans la troisième direction perpendiculaire à ce plan. Toutes ces stratégies présentent des limites manifestes : pour le radial et le spiral compressés, la mauvaise maîtrise de la densité d'échantillonnage résultante et une couverture du k -space sous-optimale. Par ailleurs, la stratégie (iii) retenue dans [10], permet uniquement une reconstruction 3D multicoupes, et pas une reconstruction 2D de coupes particulières. De plus, l'échantillonnage réalisé ainsi n'est pas à densité variable en 3D.

3 SPARKLING : des nouveaux schémas d'échantillonnage pour l'IRM

Les schémas d'échantillonnage proposés sont baptisés SPARKLING pour *Segmented Projection Algorithm for Random K-space sampLING*. Les trajectoires résultantes sont en effet générées par un algorithme de descente de gradient projeté sur des fonctionnelles non-convexe présenté dans [6, 3], qui permet de créer plusieurs trajectoires aux propriétés suivantes :

- Les échantillons du schéma sont tirés selon une densité d'échantillonnage cible π , qui est fournie comme paramètre d'entrée de l'algorithme.
- Chacun des segments respecte les contraintes cinématiques évoquées en Eq. (1) de l'IRM en termes de d'amplitude maximale des gradients et de vitesse de balayage des gradients, également choisie en entrée.
- D'autres contraintes linéaires peuvent être incorporées si besoin (e.g., le temps d'écho TE qui est défini comme le temps de passage au centre du k -space).

Nous renvoyons le lecteur intéressé par les détails de cet algorithme aux articles théoriques [6, 3].

Il est ainsi possible de spécifier des contraintes spécifiques (α, β, T, \dots) et obtenir un échantillonnage physiquement plausible repartit selon la densité choisie π pour une résolution visée. Sur la Figure 1, on peut voir un schéma d'échantillonnage SPARKLING composés de 64 segments de 512 échantillons chacun pour une résolution cible de 512×512 et un champ de vue de 205 mm^2 . Il correspond ainsi à un facteur de sous-échantillonnage égal à 8, qui est aussi le facteur d'accélération dans le temps. La densité cible selon laquelle les échantillons sont distribués est à décroissance polynomiale de degré 2. Le temps d'observation de chacun des segments est de $T = 30,7 \text{ ms}$ et chaque segment passe par le centre de l'espace de Fourier en son milieu.

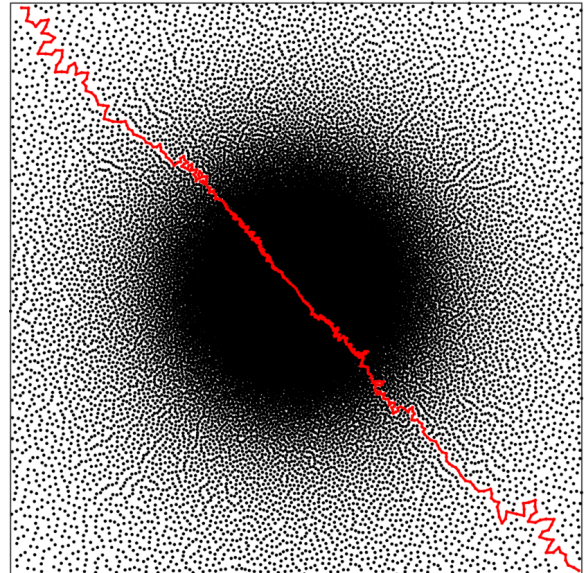


FIGURE 1 – Schéma d'échantillonnage SPARKLING correspondant à un facteur d'accélération de 8, pour une taille de matrice $N = 512 \times 512$ et un champ de vue FOV = 205 mm. La trajectoire est composée de 64 segments contenant chacun 512 échantillons. Un des 64 segments apparaît en rouge : il part d'un coin de l'espace de Fourier, passe par le centre (0,0) en son milieu pour arriver au coin opposé. Le durée d'acquisition de chacun des segments est de $T = 30,7 \text{ ms}$.

4 Résultats expérimentaux

Pour évaluer les performances des trajectoires SPARKLING proposées, nous avons réalisé des acquisitions 2D haute résolution d'un cerveau de babouin *ex vivo* conservé dans une solution de fluorinert. Le schéma d'échantillonnage testé est celui présenté dans la Figure 1, correspondant à un facteur d'accélération de 8 par rapport à l'acquisition cartésienne complète. Avec une taille de matrice $N = 512 \times 512$ et un champ de vue $FOV = 205 \text{ mm}^2$, la résolution atteinte est de $400 \mu\text{m}$ dans le plan pour une épaisseur de coupe de 3 mm afin de préserver un bon rapport signal sur bruit.

4.1 Acquisitions IRM

Les acquisitions compressées SPARKLING ont été réalisées sur le scanner 7 Tesla (Siemens Healthineers, Erlangen, Germany) installé à NeuroSpin. Les limites de ce système de gradients sont $\|G_{\text{max}}\| = 50 \text{ mT/m}$ et $\|\dot{G}_{\text{max}}\| = 333 \text{ mT/m/ms}$, respectivement. Pour pouvoir acquérir les trajectoires SPARKLING proposées, une séquence SIEMENS a été développée, capable de lire les valeurs des gradients magnétiques à jouer dans un fichier externe à la séquence. Le signal a été mesuré à l'aide d'une antenne réceptrice monocanale (InVivo Corp., Gainesville, FL, USA).

La séquence IRM testée est une séquence standard Gradient Recalled Echo (GRE) qui permet une pondération T_2^* de l'image avec un temps d'écho $TE = 30 \text{ ms}$. L'acquisition possédait donc un temps de répétition TR^1 long égal à 550 ms et un angle de bascule de 25° , correspondant aux caractéristiques classiques d'une séquence GRE en clinique à 7 Tesla [14].

L'image de référence a été obtenue grâce à une acquisition cartésienne complète des $n_{\text{lig}} = 512$ lignes composées de 512 mesures chacune de l'espace de Fourier. Chaque ligne est mesurée pendant une durée d'échantillonnage $T = 30,7 \text{ ms}$, équivalent à une bande passante par pixel de $BW = 32,5 \text{ kHz/px}$. De même pour la trajectoire compressée SPARKLING, chacun des $n_{\text{seg}} = 64$ segments composés de 512 échantillons est acquis pendant une même durée de 30,7 ms, correspondant bien à une réduction du temps de l'acquisition d'un facteur 8 par rapport à la référence. Il s'agit donc d'échantillonnage compressif *prospectif*, i.e. directement à l'acquisition, et non *rétrospectif*, consistant à appliquer un masque de sous-échantillonnage *a posteriori* sur des données complètes.

4.2 Algorithme de reconstruction non-linéaire

Pour reconstruire les images à partir des données sous-échantillonnées acquises par la méthode SPARKLING, nous minimisons le critère promouvant la parcimonie sous sa forme pénalisée $\ell_1\text{-}\ell_2$:

$$\hat{\mathbf{z}} = \arg \min_{\mathbf{z} \in \mathbb{C}^{N^2}} \frac{1}{2} \|\mathbf{F}_\Omega \Psi^* \mathbf{z} - \mathbf{y}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{z}\|_1 \quad (3)$$

1. Intervalle de temps séparant deux excitations RF consécutives permettant la repousse de l'aimantation longitudinale.

où $\mathbf{y} \in \mathbb{C}^m$ représente les données, $\hat{\mathbf{x}} = \Psi^* \hat{\mathbf{z}}$ l'image solution et $\hat{\mathbf{z}} \in \mathbb{C}^{N^2}$ sa décomposition sur Ψ une base orthogonale de Symmlet (4 niveaux de décomposition). $\mathbf{A} = \mathbf{F}_\Omega \Psi^*$ est la matrice d'échantillonnage sur le support $\Omega \subseteq \{1, \dots, N^2\}$ avec \mathbf{F} la transformée de Fourier discrète 2D et enfin $\lambda > 0$ est le paramètre de régularisation. Puisque les échantillons mesurés ne tombent pas sur la grille cartésienne, une transformée de Fourier non-uniforme *NFFT* (Non-equispaced Fast Fourier Transform) [8] a été utilisée. Un algorithme proximal accéléré (Fast Iterative Soft Thresholding Algorithm [1]) a été implémenté pour minimiser (3).

4.3 Résultats

Les résultats des acquisitions réalisées sont présentés en Figure 2, où l'on peut voir en (A) l'image de référence obtenue à partir d'une acquisition cartésienne complète dont la durée d'acquisition $TA = n_{\text{lig}} \cdot T = 4 \text{ min } 42 \text{ sec}$ et en (B) la reconstruction SPARKLING proposée, acquise en $TA = n_{\text{seg}} \cdot T = 35 \text{ sec}$. On peut observer la très grande similarité entre les deux images qui se traduit par une bonne valeur de SSIM de 0,72 [15]. On remarque la préservation des repliements principaux malgré l'accélération d'un facteur 8. L'image SPARKLING présente un aspect plus lisse que la référence, qui est dû à l'action conjointe d'un rapport signal sur bruit insuffisant et au débruitage effectué durant la reconstruction.

5 Conclusions et perspectives

Nous avons montré pour la première fois l'implémentation sur un scanner 7T de nouveaux schémas d'acquisition conçus pour une utilisation optimale du CS en IRM. Ces schémas promettent une utilisation plus efficace du temps d'examen à disposition pour envisager la haute résolution. Une évaluation plus complète de la méthode SPARKLING en la comparant aux schémas usuels est en cours.

Par ailleurs, nous allons prochainement étendre l'approche SPARKLING à l'imagerie 3D. En parallèle, nous allons effectuer les développements nécessaires à l'utilisation de ces schémas chez l'homme, ce qui nécessite des corrections caractéristiques de l'imagerie *in vivo* (e.g., correction du champ B_0). En parallèle, nous travaillons également sur l'aspect reconstruction en remplaçant Ψ par d'autres dictionnaires, notamment des décompositions redondantes (e.g., *curvelets*, *shearlets*) pour améliorer la qualité de l'image reconstruite.

Références

- [1] A. Beck and M. Teboulle. A fast iterative shrinkage-thresholding algorithm for linear inverse problems. *SIAM journal on Imaging Sciences*, 2(1):183–202, 2009.
- [2] C. Boyer, J. Bigot, and P. Weiss. Compressed sensing with structured sparsity and structured acquisition. *arXiv preprint arXiv:1505.01619*, 2015.

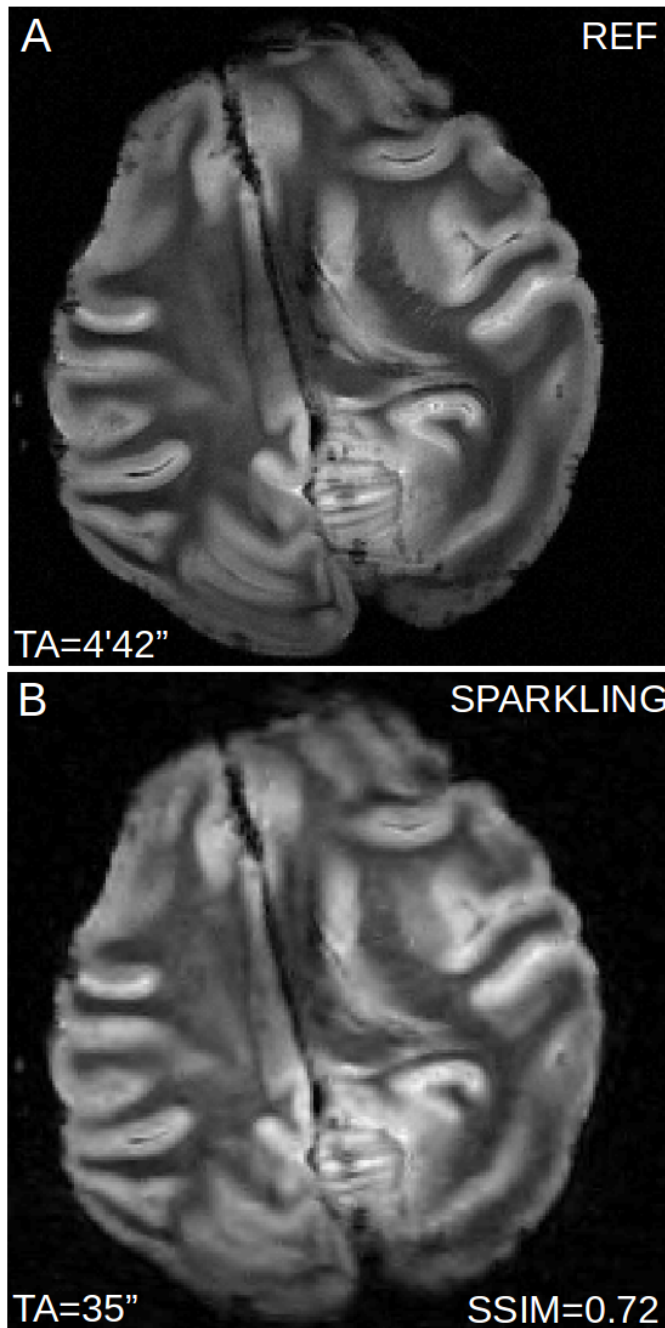


FIGURE 2 – Acquisitions IRM 7T du cerveau de babouin *ex vivo* en $N = 512 \times 512$. **A** : Image de référence correspondant à une acquisition cartésienne complète (512 lignes de 512 échantillons) d’une durée totale $TA = 4 \text{ min}42 \text{ sec}$. **B** : Image reconstruite à partir de l’acquisition SPARKLING accélérée 8 fois (cf. Fig. 1) d’une durée $TA = 35 \text{ sec}$. La mesure de similarité entre l’image de référence et la reconstruction SPARKLING donne $SSIM = 0,72$.

[3] C. Boyer, N. Chauffert, P. Ciuciu, J. Kahn, and P. Weiss. On the generation of sampling schemes for Magnetic Resonance Imaging. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 9(4) :2039–2072, 2016.

- [4] N. Chauffert, P. Ciuciu, J. Kahn, and P. Weiss. Variable density sampling with continuous trajectories. Application to MRI. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 7(4) :1962–1992, 2014.
- [5] N. Chauffert, P. Ciuciu, and P. Weiss. Variable density compressed sensing in MRI. Theoretical vs. heuristic sampling strategies. In *Proc. of 10th IEEE ISBI conference*, pages 298–301, San Francisco, USA, avr. 2013.
- [6] N. Chauffert, P. Weiss, J. Kahn, and P. Ciuciu. A projection algorithm for gradient waveforms design in Magnetic Resonance Imaging. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 35(9) :2026–2039, sep. 2016.
- [7] L. Feng, L. Axel, H. Chandarana, K. T. Block, D. K. Sodickson, and R. Otazo. Xd-grasp : Golden-angle radial mri with reconstruction of extra motion-state dimensions using compressed sensing. *Magnetic Resonance in Medicine*, 75(2) :775–788, 2016.
- [8] J. Keiner, S. Kunis, and D. Potts. Using NFFT 3—a software library for various nonequispaced fast fourier transforms. *ACM Transactions on Mathematical Software (TOMS)*, 36(4) :19, 2009.
- [9] C. Lazarus, P. Weiss, N. Chauffert, F. Mauconduit, A. Vignaud, and P. Ciuciu. SPARKLING : Novel non-Cartesian sampling schemes for accelerated 2D anatomical imaging at 7T using compressed sensing. In *Proceedings 25th Scientific Meeting, International Society for Magnetic Resonance in Medicine*, Honolulu, HW, USA, avr. 2017.
- [10] M. Lustig, D. L. Donoho, and J. M. Pauly. Sparse MRI : The application of compressed sensing for rapid MR imaging. *Magnetic Resonance in Medicine*, 58(6) :1182–1195, 2007.
- [11] M. Lustig, D. L. Donoho, J. M. Santos, and J. M. Pauly. Compressed sensing MRI. *IEEE Signal Processing Magazine*, 25(2) :72–82, 2008.
- [12] G. Puy, P. Vandergheynst, and Y. Wiaux. On variable density compressive sampling. *IEEE Signal Processing Letters*, 18(10) :595–598, 2011.
- [13] M. Usman, D. Atkinson, F. Odille, C. Kolbitsch, G. Vaillant, T. Schaeffter, P. G. Batchelor, and C. Prieto. Motion corrected compressed sensing for free-breathing dynamic cardiac mri. *Magnetic Resonance in Medicine*, 70(2) :504–516, 2013.
- [14] A. G. van der Kolk, J. Hendrikse, J. J. Zwanenburg, F. Visser, and P. R. Luijten. Clinical applications of 7t mri in the brain. *European journal of radiology*, 82(5) :708–718, 2013.
- [15] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, and E. P. Simoncelli. Image quality assessment : from error visibility to structural similarity. *IEEE Transactions on Image Processing*, 13(4) :600–612, 2004.