



جامعة أبو بكر بلقايد - تلمسان

Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen

FACULTÉ DE TECHNOLOGIE
Département de Génie Biomédical
Laboratoire de Recherche de Génie Biomédical

MEMOIRE DE PROJET DE FIN D'ETUDES

Pour l'obtention du Diplôme de

MASTER en GENIE BIOMEDICAL

Spécialité : Signaux et Images en Médecine

présenté par : CHELIHI Abderrahmane et DJEMAI Assia

RECONSTRUCTION ADAPTATIVE POUR L'IMAGERIE PAR RÉSONANCE MAGNÉTIQUE PARALLÈLE DES ORGANES

Soutenu le 23 mai 2016 devant le Jury

<i>M. Boukli Hacene Ismail</i>	MCB	Université de Tlemcen	Président
<i>Mme Iles Amel</i>	MCB	Université de Tlemcen	Encadreur
<i>M. Soulimane Sofiane</i>	MCA	Université de Tlemcen	Examinateur

Année universitaire 2015-2016

REMERCIEMENTS

Tout d'abord, nous remercions ALLAH, notre créateur de nos avoir donné les forces, la volonté et le courage afin d'accomplir ce travail modeste.

Nous adressons le grand remerciement à notre encadreur Madame ILES Amel qui a proposé le thème de ce mémoire, pour ses conseils et ses dirigés du début à la fin de ce travail.

Nous tient à remercier Monsieur Boukli Hacene Ismail, MCB à l'université de Tlemcen qui a bien voulu accepter de présider ce jury.

Nos remerciements vont également à M. Soulimane Sofiane, MCA à l'université de Tlemcen, d'avoir accepter de faire partie des examinateurs.

Finalement, nous tenons à exprimer notre profonde gratitude à nos familles qui nous ont toujours soutenues et à tout ce qui participe de réaliser ce mémoire. Ainsi que l'ensemble des enseignants qui ont contribué à notre formation.

RÉSUMÉ

L'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) est une technique de diagnostic médical puissante. L'inconvénient principal de cette technique est lié au fait qu'elle nécessite un temps d'acquisition relativement lent. L'acquisition parallèle simultanée de l'objet à explorer permet de diminuer la durée d'examen en améliorant le rapport signal sur bruit. L'imagerie parallèle (IRMp) est une technique d'acquisition parallèle utilisant plusieurs méthodes de reconstruction comme SENSE, GRAPPA, ESPIRiT.....etc.

Les méthodes généralement utilisées dans la pratique clinique telles que SENSE et GRAPPA sont imparfaites et les images reconstruites par telles méthodes souffrent d'artéfacts de repliement. La méthode itérative ESPIRiT venant après, permettent de corriger ces limitations.

L'objectif de ce projet est donc d'améliorer beaucoup plus cette méthode de reconstruction. Compressed sensing (échantillonnage compressif) est une autre méthode permet de reconstruire un signal exacte avec peu de coefficients. Pour cette raison, nous avons associé cette méthode à la méthode ESPIRiT. Les résultats trouvés à ce propos prouvent l'efficacité de cette méthode. Dans ce cadre, nous avons développé un modeste logiciel permettant la reconstruction adaptative pour l'IRMp des organes en utilisant la méthode ESPIRiT et compressed sensing-ESPIRiT (L1-ESPIRiT ou CS-ESPIRiT).

Mots clés : ESPIRiT, CS-ESPIRiT, SENSE, GRAPPA, Imagerie parallèle, régularisation, sous échantillonnage.

ABSTRACT

The magnetic resonance imaging (MRI) is a medical diagnostic technique powerful. The main drawback of this technique is related to the fact that it requires a relatively slow acquisition time. Simultaneous parallel acquisition of the object reduces the examination time by improving the signal to noise ratio. Parallel imaging (MRIP) is a parallel acquisition technique using several reconstruction methods such as SENSE, GRAPPA and ESPIRiT.

The methods generally used in clinical practice like SENSE and GRAPPA are imperfect and the reconstructed images by such methods suffer from aliasing artifacts. Method ESPIRiT after coming sufficient to remedy these limitations.

The objective of this project is to improve much this reconstruction method. Compressed sensing is another method to reconstruct an accurate signal with low coefficients. For this reason, we have combined this method to the ESPIRiT method. The results found in this prove the effectiveness of this method. In this context, we developed a small software for adaptive reconstruction for IRMP organs with the ESPIRiT method and compressed sensing-ESPIRiT (L1-ESPIRiT or CS-ESPIRiT).

Keywords : ESPIRiT, CS-ESPIRiT, SENSE, GRAPPA, parallel imaging, regularization, under sampling.

TABLE DES MATIÈRES

Remerciements	ii
Résumé	iii
Abstract	iv
Introduction	xii

CHAITRE I FONDLEMENTS DE L'IMAGERIE PAR RÉSONANCE MAGNÉTIQUE

I.1	Introduction	1
I.2	Appareillage IRM	1
I.2.1	Eléments techniques de l'IRM	1
I.2.1.1	Aimant	2
I.2.1.2	Bobines de gradient	2
I.2.1.3	Antennes ou bobines radiofréquence	3
I.2.1.3.1	Antennes volumiques	4
I.2.1.3.2	Antennes surfaciques	4
I.3	Principe de la résonance magnétique nucléaire (RMN)	5
I.3.1	Phénomènes de relaxation	7
I.3.1.1	Relaxation longitudinale	7
I.3.1.2	Relaxation transversale	8
I.3.2	Equation de Bloch	9
I.3.2.1	Repère tournant	9
I.3.3	Détection du signal RMN	10
I.3.4	Séquences utilisées en IRM	10

I.3.4.1	Séquence écho de spin	10
I.3.4.1.1	Temps de répétition TR :	11
I.3.4.1.2	Temps d'écho TE :	11
I.3.4.2	Séquence Echo de gradient	12
I.3.5	Encodage spatial du signal	12
I.3.5.1	Sélection de coupe	13
I.3.6	Encodage	13
I.3.6.1	Encodage de phase	14
I.3.6.2	Encodage de fréquence	14
I.3.7	Echantillonnage de l'espace k	15
I.4	Conclusion	18

CHAITRE II IMAGERIE PAR RÉSONANCE MAGNÉTIQUE PARALLÈLE

II.1	Introduction	20
II.2	Principe de l'IRMp	20
II.2.1	Antennes en réseau phasé	21
II.2.2	Sous-échantillonnage de l'espace k	21
II.3	Méthode de reconstruction en imagerie parallèle	23
II.3.1	Reconstruction SENSE.	23
II.3.1.1	Régularisation de Tikhonov.	25
II.3.1.2	Reconstruction SENSE 2D.	25
II.3.2	Reconstruction ESPIRiT.	26
II.3.2.1	Reconstruction GRAPPA.	26
II.3.2.2	Matrice de calibration et reconstruction de l'espace nul.	28
II.3.2.3	Carte sensibilité comme un problème de valeur propre	30
II.3.2.4	Implémentation utilisant Soft-SENSE	32
II.3.3	Echantillonnage compressé (Compressed Sensing)	33
II.4	conclusion	35

CHAITRE III APPLICATION À LA RECONSTRUCTION D'IMAGES EN IMAGERIE PARALLÈLE

III.1	Introduction	38
III.2	Reconstruction ESPITRiT	38
III.3	Paramètres de performance	40
III.3.1	Rapport signal sur bruit (PSNR)	40
III.3.2	Erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE)	40
III.4	Environnement du travail et données	41
III.4.1	Images réelles	41
III.4.2	Image cerveau (Brain)	41
III.4.3	Image repliée (SmallFov)	41
III.4.4	Image genou (Knee)	41
III.5	Résultats et discussions	42
III.5.1	Expérience sur les images	42
III.5.1.1	Reconstruction par remplissage de zéro et ESPIRiT	42
III.5.1.1.1	Interpolation de remplissage de zéro (ZIP) :	42

III.5.1.1.2	Reconstruction par le remplissage de zéro (zero-filled reconstruction) :	43
III.5.1.1.3	Expérience sur l'image cerveau à champ de vue complet (reconstruction ESPIRiT) :	44
III.5.1.2	Reconstruction SENSE et ESPIRiT	48
III.5.1.2.1	Expérience sur image repliée d'un cerveau :	48
III.5.1.3	Reconstruction L1-ESPIRiT	52
III.5.1.3.1	Expérience sur l'image genou (knee) :	52
III.6	Conclusion	54

CHAITRE IV DÉVELOPPEMENT D'UN LOGICIEL ADAPTATIF APPLIQUÉ À L'IMAGERIE PARALLÈLE

IV.1	Introduction	56
IV.2	Partie expérimentale	56
IV.2.1	Présentation du guide	56
IV.2.2	Réalisation du logicielle	56
IV.3	Présentation du simulateur	58
IV.3.1	Barre de menu	59
IV.3.2	Barre de sous menu	60
IV.4	Présentation d'entrées et de sorties de l'interface	60
IV.5	Utilisation de l'application	61
IV.5.1	Remplissage de zéro	61
IV.5.2	L2-ESPIRiT	62
IV.5.3	L1-ESPIRiT	63
IV.6	Conclusion	66

Conclusion 67

TABLE DES FIGURES

I.1	Imageur à résonance magnétique	1
I.2	Aimant supraconducteur	2
I.3	Bobines de gradient selon Z	2
I.4	Bobines de gradient selon X	3
I.5	bobines de gradient selon Y	3
I.6	(a) Antennes volumiques, (b) Antennes surfaciques	4
I.7	Orientations de spins en absence et en présence d'un champ magnétique . .	6
I.8	Orientation de vecteurs magnétisation \vec{M} , avant (a) et après (b) excitation. Représentation du vecteur \vec{M} (c).	7
I.9	Temps de relaxation T_1	7
I.10	Temps de relaxation T_2	8
I.11	Différence entre T_2 et T_2^*	8
I.12	Chronogramme de la séquence écho de spin	11
I.13	Temps de répétition TR	11
I.14	Chronogramme de la séquence écho de gradient	12
I.15	Sélection de coupe par un gradient de champ magnétique en Z pendant l'impulsion radiofréquence d'excitation	13
I.16	Sélection d'une impulsion 90 ° avec un gradient de sélection de coupe. . . .	13
I.17	Sélection du gradient de codage de phase.	14
I.18	Sélection du gradient de codage de fréquence.	14
I.19	l'espace de l'image et son espace k complet.	15
I.20	Espace-k	15
I.21	Échantillonnage 2DFT dans l'espace-k	16
I.22	Sous-échantillonnage de l'espace de Fourier	17
I.23	Reconstruction d'une image IRM par transformée de Fourier bidimension- nelle.	18
II.1	Illustration d'un système d'IRM parallèle.	20
II.2	Objet est imagé simultanément par 8 antennes donnant lieu à 8 images, une pour chaque canal.	21
II.3	Modèles de sous-échantillonnage de l'espace K et leurs fonctions d'éta- lement du point.	22

II.4	Sous-échantillonnage et repliement.	22
II.5	Cartes de sensibilité estimées des antennes à partir d'IRM in-vivo.	23
II.6	Principe de reconstruction des images par la méthode SENSE en IRM parallèle.	24
II.7	Représentation schématique du repliement de spectre induit par l'acquisition parallèle selon une et deux directions. La distance spatiale entre deux voxels superposés est plus importante dans le cas de l'acquisition selon deux dimensions, pour un même facteur d'accélération.	25
II.8	Combinaison linéaire des données d'espaces k voisines acquises de toutes les bobines.	26
II.9	Organisation des données, d'indexation et les opérateurs qui sont utilisés.	27
II.10	Décomposition en valeurs singulière (Singular value decomposition) SVD de la matrice de calibration.	29
II.11	Construction des matrices G_q : moyen efficace pour calculer les valeurs et les vecteurs propres de W . Chaque vecteur de base dans $V_{ }$ est renversé dans un noyau de convolution dans l'espace k. Les circonvolutions peuvent être efficacement mises en œuvre multiplications dans l'espace de l'image, résultant une matrice G_q de taille $K \times N$ séparé dans chaque position de l'espace image, où K est le nombre de noyau en $V_{ }$ (qui représente le rang de la matrice de calibration A). $G_q = G_q^H G_q$	31
II.12	Cartes de sensibilité explicite à partir des données d'échantillonnage automatique à l'aide d'une décomposition en valeurs propres.	32
II.13	Représentation parcimonieux d'un signal.	33
II.14	Echantillonnage incohérent du signal.	34
III.1	Algorithme de reconstruction ESPiRiT généralisée.	39
III.2	Exemple de remplissage de zéro.	43
III.3	Exemples d'image sans et avec interpolation de remplissage de zéro (ZIP).	43
III.4	Remplissage de zéro de l'image sous échantillonnée et leur espace k.	44
III.5	Images reconstruites d'un cerveau avec remplissage de zéro. Gauche : image de référence. Au milieu : Images reconstruites après le remplissage de zéro et à droite leur différence avec l'image de référence.	44
III.6	Images bobines de références.	45
III.7	Valeurs propres acquises à partir d'une bobine 8 canaux.	45
III.8	Cartes des valeurs propres des données d'autocalibration utilisant la SVD.	46
III.9	Amplitude des images bobines.	46
III.10	phase des images bobines.	46
III.11	Image reconstruite par la méthode ESPiRiT.	47
III.12	Erreur de projection de la calibration directe et de la reconstruction ESPiRiT.	47
III.13	Images reconstruites d'un cerveau avec la méthode ESPiRiT avec régularisation. Gauche : image de référence. Au milieu : Images reconstruites dépend du facteur d'accélération $R=2 \times 2$ et à droite leur différence avec l'image de référence.	48
III.14	Images bobines.	49
III.15	Influence du FOV réduit sur la carte de sensibilités obtenue à partir d'une matrice de calibration. Carte de sensibilité pour une image à FOV réduit utilisant un sous échantillonnage 2D.	49

III.16	Images reconstruites de sujet réel (image repliée) par la méthode SENSE avec régularisation. Gauche : Données initiales. Au centre : Images reconstruites dépend du facteur d'accélération $R=4$ et à droite leur différence avec les données initiales.	50
III.17	Images reconstruites de sujet réel (image repliée) par la méthode ESPIRiT avec régularisation. Gauche : Données initiales. Au centre : Images reconstruites dépend du facteur d'accélération $R=4$ et à droite leur différence avec les données initiales.	50
III.18	Qualité des images reconstruites de sujet réel avec les deux méthodes de reconstruction. De gauche à droite : Image reconstruite avec SENSE ; Reconstruction ESPIRiT.	51
III.19	Espace-K aléatoire et l'image de référence.	52
III.20	Image reconstruite par la méthode L1-ESPIRiT (ESPIRiT-compressed sensing).	52
III.21	Comparaison entre l'image reconstruite par la méthode L1-ESPIRiT et le remplissage de zéro. Gauche : Image après remplissage, droite L1-ESPIRiT (ESPIRiT-compressed sensing).	53
III.22	Images reconstruites d'un genou avec la méthode L1-ESPIRiT. Gauche : image de référence. Au milieu : Images reconstruites dépend du facteur d'accélération $R=2 \times 2$ et à droite leur différence avec l'image de référence.	54
IV.1	Structure interne du logiciel implémenté. a) Schémas blocs principal. b) Reconstruction SENSE 1D et SENSE 2D. c) Reconstruction ESPIRiT.	57
IV.2	Logo de logiciel.	58
IV.3	Page d'accueil de logiciel.	58
IV.4	Barre de menu.	59
IV.5	Page de présentation.	59
IV.6	Bouton EXIT.	60
IV.7	Barre de sous menu.	60
IV.8	Exemple d'une image reconstruite par remplissage de zéro à partir des données du cerveau.	62
IV.9	Image reconstruite par la méthode L2-ESPIRiT à partir des données du cerveau.	62
IV.10	Bouton L1-ESPIRiT.	63
IV.11	Image reconstruite par la méthode L1-ESPIRiT à partir des données d'un genou.	63
IV.12	Espaces K d'un genou.	64
IV.13	Images bobine d'un genou.	64
IV.14	Comparaison entre les images reconstruites à partir des données genou par les deux méthodes de reconstruction.	65
IV.15	Résultat de l'interface montre une comparaison entre la reconstruction ESPIRiT et SENSE.	65
IV.16	Comparaison entre les images reconstruites par les méthodes ESPIRiT et SENSE en utilisant un zoom.	66

INTRODUCTION

L'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) est une technique de diagnostic médical puissante basée sur le principe de la résonance des noyaux de certains atomes. L'inconvénient principal de cette technique est lié au fait qu'elle nécessite un temps d'acquisition relativement lent. La tâche la plus difficile pour ce type d'imagerie est la reconstruction des images directement exploitables par le médecin pour l'aide au diagnostic dans un temps optimal. Le médecin a besoin d'images claires et fidèles au contenu réel de l'objet à explorer et avec une bonne résolution spatio-temporelle. Mais ceci est loin d'être évident en raison des contraintes technologiques. Dès lors, l'intervention des spécialistes de traitement de signal et d'images est nécessaire dans la chaîne de production de ce type d'images pour atteindre un compromis entre les limitations techniques et les exigences du médecin. Pour ce faire, il s'avère plus utile de faire une acquisition parallèle de l'objet à explorer afin d'améliorer le rapport signal sur bruit et de diminuer la durée d'examen.

L'imagerie par résonance magnétique parallèle (IRMp) est l'une des modalités qui est en plein développement vu qu'elle permet d'explorer le corps humain de manière non invasive. Plusieurs méthodes d'acquisition ont été développées en imagerie parallèle comme SENSE, GRAPPA, ESPIRiT et CS-ESPIRiT, notamment pour permettre une imagerie de très bonne qualité et plus rapide que l'imagerie classique.

Au travers ce mémoire, nous avons étudié la méthode de reconstruction ESPIRiT. L'objectif est d'améliorer la qualité des images reconstruites par cette dernière. Nous avons choisi une nouvelle méthode efficace appelée Compressed sensing. CS permet de reconstruire des images précises à partir d'un petit sous-ensemble de l'espace k plutôt que d'une grille entier.

L'image est reconstruite avec une bonne précision. Pour ce faire, nous avons associé cette méthode avec la méthode d'imagerie parallèle ESPIRiT.

Dans le premier chapitre, nous allons présenter brièvement, l'appareillage et le principe de l'imagerie par résonance magnétique (IRM).

Dans le deuxième chapitre nous allons détaillé le principe de l'imagerie parallèle, en focalisant notre présentation sur l'approche ESPIRiT qui est basée sur les cartes de sensibilité, puis une nouvelle approche s'appelle CS-ESPIRiT (L1-ESPIRiT) qui associe cette dernière avec une méthode de compressed sensig (échantillonnage compressif).

Le troisième chapitre présente les résultats de la reconstruction ESPIRiT ainsi que les résultats de la reconstruction améliorée CS-ESPIRiT.

Et finalement dans le dernier chapitre nous allons présenter le logiciel que nous l'avons développé afin de faciliter et simplifier la tâche d'exécution de différentes méthodes d'imagerie parallèle étudiées dans ce mémoire.

———— CHAPITRE I ————

FONDEMENTS DE L'IMAGERIE PAR
RÉSONANCE MAGNÉTIQUE

I.1 INTRODUCTION

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) est une technique d'imagerie qui est en plein développement vu qu'elle permet d'explorer le corps humain de manière non invasive, dépourvue d'effet ionisant (radioactivité). Cette technique permet d'obtenir des coupes anatomiques de différents organes selon une orientation libre du plan d'acquisition[1]. Dans ce chapitre, nous allons présenter brièvement le principe de fonctionnement d'un imageur IRM, les principes technique et physiques de l'IRM, les séquences utilisées pour notre étude ainsi que les modalités d'acquisition des images IRM. L'objectif est de connaître les spécificités de l'IRM, afin de mieux comprendre par la suite le problème de la reconstruction.

I.2 APPAREILLAGE IRM

I.2.1 Eléments techniques de l'IRM

L'imagerie par résonance magnétique (I.R.M.) consiste à observer les tissus biologiques à travers les propriétés magnétiques de l'un de leurs constituants majoritaires, le noyau d'hydrogène. D'un point de vue physique, l'IRM est basée sur le phénomène bien connu de RMN qui a été observé indépendamment l'un de l'autre par Félix Bloch (université de Stanford) et Edward Purcell (université de Harvard) en 1946. L'I.R.M, est une technique d'imagerie médicale utilisée pour faire un diagnostic qui se fonde sur les principes de la résonance magnétique nucléaire. L'IRM est la méthode de diagnostic la plus puissante et la plus sensible disponible actuellement. Cet outil permet d'obtenir des images de tissus à l'intérieur du corps humain plus précises que celles obtenues par un scanner ou par ultrasons voir Figure I.1.

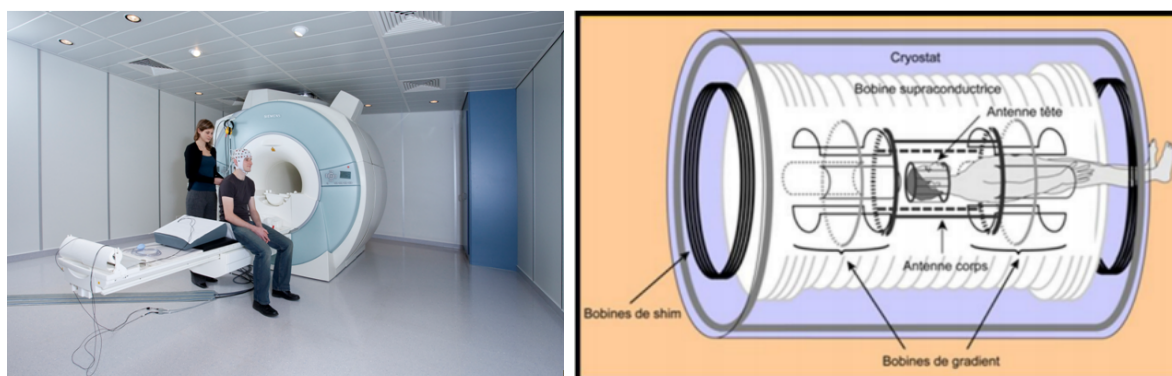


FIGURE I.1 – Imageur à résonance magnétique

Les composants représentant l'imageur à résonance magnétique sont :

1. l'aimant, 2. les bobines de gradient, 3. les bobines radiofréquence (RF).

I.2.1.1 Aimant

Il est généralement supraconducteur car c'est ce type d'aimant qui possède les meilleurs caractéristiques puisqu'il permet d'obtenir un champ magnétique très élevé. En effet, il doit être très puissant et extrêmement homogène. Néanmoins il y a un système de sécurité car, si l'aimant perd sa supraconductivité et s'échauffe (effet de Quench), l'hélium liquide risque de se transformer en gaz, ce qui entraîne un important changement de volume. C'est pourquoi, il existe des systèmes d'évacuation rapide car ces fuites peuvent entraîner des brûlures (par le froid). En IRM, on parle de blindages pour certains dispositifs destinés au confinement des champs magnétiques produits par la machine et à l'isolement de celui-ci des champs magnétiques extérieurs qui viendraient perturber l'acquisition voir Figure I.2.

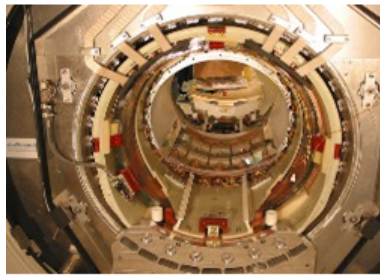


FIGURE I.2 – Aimant supraconducteur

I.2.1.2 Bobines de gradient

Les bobines de gradient produisent des gradients de champ magnétique B_0 . On suppose un système de coordonnées standard, le gradient de champ magnétique B_0 peut être appliqué le long de l'axe Z. Si l'aimant est supraconducteur, les bobines de gradient sont construites sur un cylindre coaxial à l'aimant, la bobine G_z est une bobine de type Helmholtz dont les deux bobinages sont parcourus par des courants de direction opposée

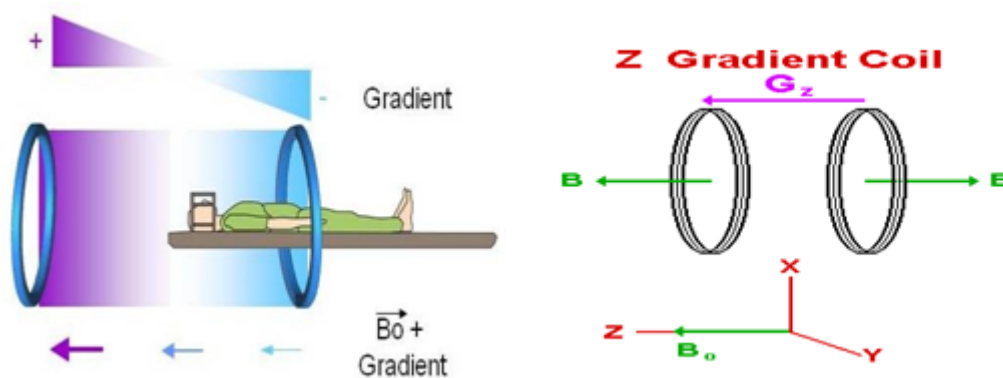


FIGURE I.3 – Bobines de gradient selon Z

$$\nu_o = \frac{\gamma}{2\pi} \times B_0 \quad (\text{I.1})$$

- (i) ν_o : La fréquence de precession .
- (ii) γ : Le rapport gyromagnétique .
- (iii) B_0 : L'intensité du champ magnétique principal .

Les antennes sont très variables et peuvent être catégorisées de trois manières différentes :

- Selon leur géométrie :volumique et surfacique.
- Selon leur mode de fonctionnement : émettrice-réceptrice ou réceptrice seule
- Selon l'association ou non de différents éléments d'antennes

I.2.1.3.1 Antennes volumiques Elles sont soit émettrices et réceptrices, soit, parfois, uniquement réceptrices, dans ce cas, l'antenne corps est émettrice. Elles peuvent contenir une région de l'organisme (antenne tête Figure I.6(a), genou...), voire tout le corps (antenne corps). L'antenne corps est directement incorporée à l'aimant . Elle est toujours émettrice et réceptrice. Les antennes de volume permettent d'obtenir un signal homogène sur tout le volume exploré. Le signal obtenu est d'autant plus élevé que le diamètre de l'antenne diminue[2].

I.2.1.3.2 Antennes surfaciques Elles sont uniquement réceptrices. L'antenne corps étant émettrice. Elles sont appliquées le plus près possible des régions explorées Figure I.6(b). Les antennes de surface favorisent un rapport signal sur bruit élevé, ce qui permet d'utiliser des champs d'exploration plus petits et de diminuer l'épaisseur de coupe, d'où une augmentation de la résolution spatiale (voxels plus petits). Le gain en rapport signal sur bruit augmente lorsque le diamètre de l'antenne diminue permettant une meilleure résolution spatiale[2].

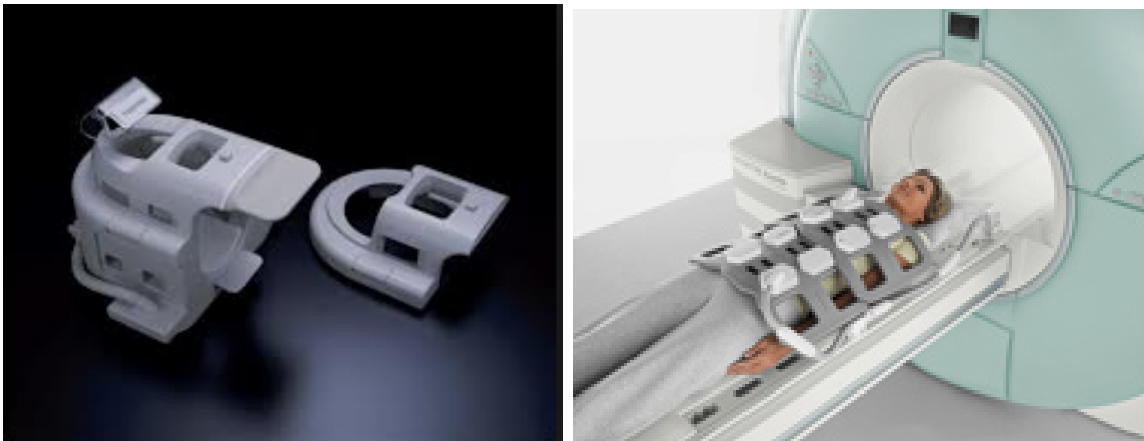


FIGURE I.6 – (a) Antennes volumiques, (b) Antennes surfaciques

Aujourd'hui, la plupart des antennes de surface comprennent plusieurs éléments : ce sont les antennes en réseau phasé ou phased array coils. Il s'agit de combiner le bon rapport signal sur bruit produit par une antenne de petit diamètre (qui ne permet d'imager qu'un faible volume) avec l'exploration d'un grand champ de vue. Pour ce faire, il faut placer, dans un même support, plusieurs antennes de petit diamètre : chaque antenne possède sa propre chaîne de réception du signal et peut recevoir le signal de la zone qu'elle couvre ; on obtient ainsi une image par antenne, toutes ces images étant ensuite combinées en une seule image. Cette technique est actuellement utilisée pour la majorité des antennes disponibles. Plusieurs antennes en réseau phasé sont associées afin de couvrir un grand volume d'exploration[2].

La formation de l'image IRM est fondée sur la mesure du magnétisme des différentes parties du corps (tissus biologiques). Les images obtenues en IRM proviennent de la mesure de signaux de résonance magnétique nucléaire (RMN). D'un point de vue physique, l'IRM est basée sur le phénomène bien connu de RMN. Cependant, il est nécessaire de connaître les bases physiques de la RMN.

I.3 PRINCIPE DE LA RÉSONANCE MAGNÉTIQUE NUCLÉAIRE (RMN)

Les noyaux atomiques sont dotés d'un mouvement cinétique interne, appelé spin, qui leur confère sous certaines conditions (nombre impair de nucléons) un moment magnétique nucléaire $\vec{\mu}$. À l'état naturel, la somme vectorielle des moments magnétiques individuels de tous les protons du système (appelée magnétisation macroscopique \vec{M}) est nulle, du fait de leur orientation aléatoire. En présence d'un champ magnétique extérieur \vec{B}_0 , les moments magnétiques individuels s'orientent par rapport à l'axe défini par \vec{B}_0 de manière à former un angle constant avec celui-ci. Deux orientations dites « parallèle », ou « spin up », et « antiparallèle », ou « spin down », deviennent alors possibles et désignent respectivement les dispositions relatives des vecteurs \vec{B}_0 et $\vec{\mu}$ conduisant à un produit scalaire positif et négatif. Les noyaux ainsi orientés sont animés d'un mouvement de précession autour de l'axe défini par \vec{B}_0 , similaire à celui d'une toupie. La vitesse angulaire de précession w_0 est reliée au champ magnétique \vec{B}_0 et à la nature du noyau au travers de la constante gyromagnétique :

$$\gamma = \frac{w_0}{B_0} = \frac{2\pi\nu_0}{B_0} \quad (\text{I.2})$$

Où ν_0 est la fréquence du mouvement.

La présence du champ magnétique induit la séparation des noyaux en deux catégories associées aux niveaux énergétiques différents Figure I.7. L'énergie des protons (parallèles) est inférieure à celle des protons (antiparallèles). la différence entre ces énergies vaut :

$$\Delta E = h\nu_0 \quad (\text{I.3})$$

La population de noyaux dans ces deux catégories est différente. Le niveau énergétique le plus favorable est celui le plus peuplé, d'après la loi de Boltzmann.

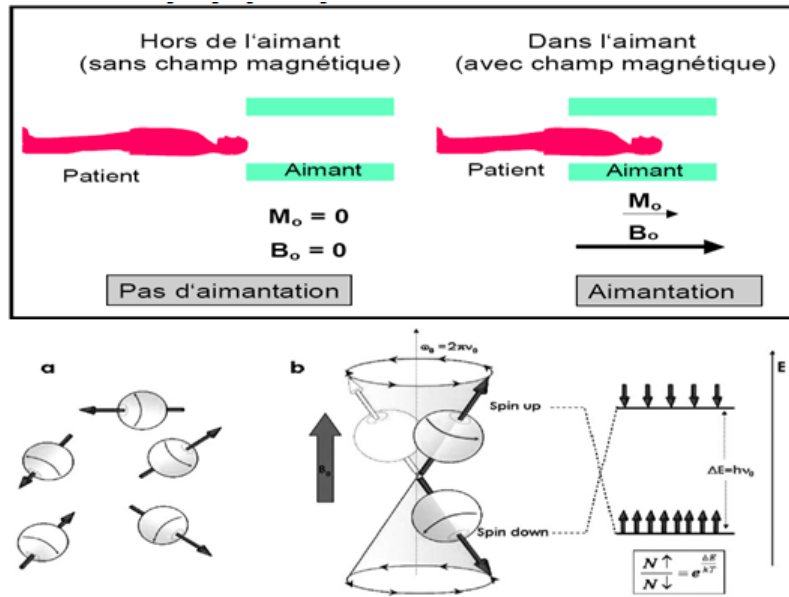


FIGURE I.7 – Orientations de spins en absence et en présence d'un champ magnétique

La magnétisation macroscopique $\vec{M} = \sum \vec{\mu}$ (en présence d'un champ magnétique \vec{B}_0) n'est pas nulle. Le vecteur \vec{M} est dirigé selon l'axe défini par le vecteur \vec{B}_0 (supposé en coïncidence avec l'axe Oz). De ce fait, M a une composante non nulle (M_z sur la Figure I.8(a)). La composante transversale M_{xy} est nulle (les noyaux individuels sont déphasés et la somme de leurs composantes dans le plan XY devient nulle).

Si, dans ces conditions, le système interagit avec une impulsion électromagnétique dont l'énergie correspond exactement à δE , c'est-à-dire une radiation de fréquence ν_0 , on constate que :

- certains protons parallèles (cône supérieur) suite à l'absorption du rayonnement électromagnétique subissent une inversion de spin et passent dans le niveau d'énergie supérieur (cône de précession inférieur), Figure I.8(b) .
- les spins ainsi inversés et initialement déphasés effectuent une précession en phase.

En conséquence, le vecteur de magnétisation macroscopique bascule, faisant un certain angle par rapport à cet axe.

Il possède ainsi deux composantes :

une composante longitudinale M_z et une composante transversale M_{xy} non nulle.

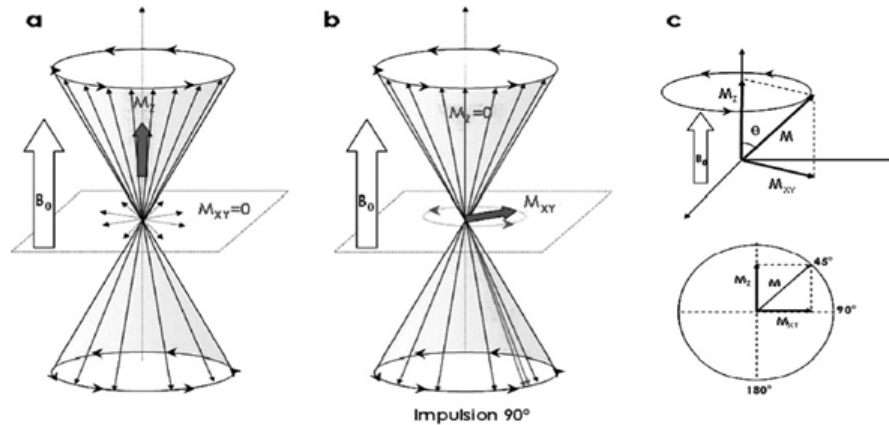


FIGURE I.8 – Orientation de vecteurs magnétisation \vec{M} , avant (a) et après (b) excitation. Représentation du vecteur \vec{M} (c).

La durée du pulse de radiofréquence (de l'ordre de milliseconde) détermine le nombre de spins qui basculent. On parlera d'une impulsion de 90° si les populations de spins parallèles et antiparallèles s'égalisent ($M_z=0$, $M_{xy} \neq 0$, conséquent de la mise en phase des protons), et d'une impulsion de 180° lorsqu'il conduit à l'inversion de populations (M_z dirige selon le sens négatif de l'axe Oz , $M_{xy} \neq 0$).

I.3.1 Phénomènes de relaxation

Lorsque le pulse d'excitation cesse, les protons retournent à l'état initial avec réémission d'une radiation électromagnétique (dans la gamme de radiofréquence) mesurable qui constitue le signal RMN. le retour à l'état initial est appelé relaxation .

I.3.1.1 Relaxation longitudinale

On spin-réseau, est la conséquent du transfert d'énergie vers le milieu qui accompagne le phénomène de désexcitation. Elle est caractérisée par le temps de relaxation T_1 Figure I.9, qui mesure le retour à la valeur initiale de M_z , suivant une loi exponentielle .

$$M_z = M_0(1 - \exp \frac{-t}{T_1}) \quad (I.4)$$

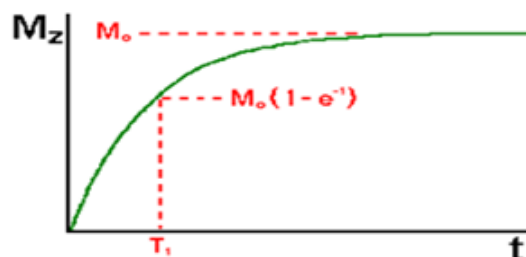


FIGURE I.9 – Temps de relaxation T_1

- T_1 est de l'ordre de la seconde dans les tissus biologiques et représente le temps nécessaire pour que M_z retrouve une valeur correspondant à 63 % de sa valeur initiale M_{z0} .

I.3.1.2 Relaxation transversale

La relaxation spin-spin, est liée au transfert d'énergie entre spins voisins, qui se traduit par un déphasage progressif des spins, mis en phase par le pulse d'excitation Figure I.10. Ce processus s'accompagne de la diminution de la composante M_{xy} qui tend vers zéro selon la loi :

$$M_{xy} = M_{xy0} \left(\exp \frac{-t}{T_2} \right) \quad (I.5)$$

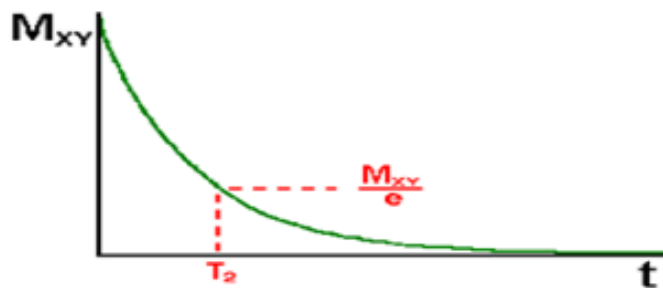


FIGURE I.10 – Temps de relaxation T_2

- T_2 est appelé temps de relaxation spin-spin. Il est de l'ordre de la milliseconde dans les tissus. Il représente le temps nécessaire pour que M_{xy} voie diminuer sa valeur à 37% de sa valeur maximale après le pulse. Les temps de relaxation sont caractéristique d'un milieu donné et apportent des renseignements sur la composition et la structure du système étudié.

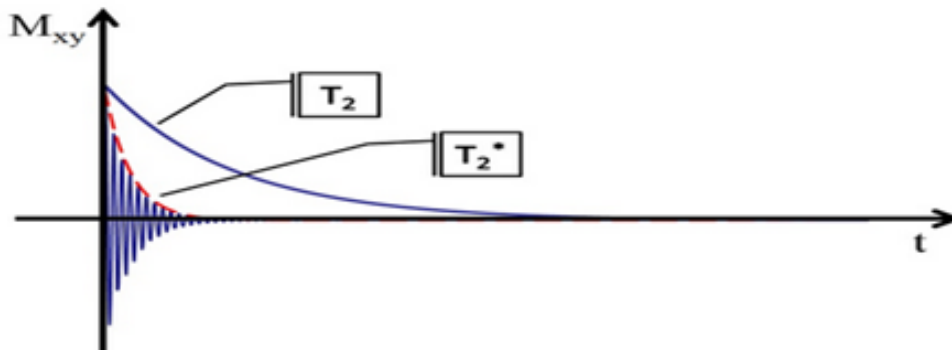


FIGURE I.11 – Différence entre T_2 et T_2^*

Le signal FID représenté par la Figure I.11 présenterait une décroissance en T_2 si le champ \vec{B}_0 était parfaitement homogène. Dans la réalité, un nombre de facteurs influencent l'hétérogénéité du champ statique \vec{B}_0 . Parmi ces facteurs, nous pouvons énumérer entre

autres : l'hétérogénéité propre à \vec{B}_0 ainsi que la différence de susceptibilité aux interfaces entre milieux différents. Ces hétérogénéités, notées, vont modifier la constante de temps relative à la disparition de l'aimantation transversale, c'est-à-dire. Cette nouvelle constante appelée est reliée à sous certaines hypothèses par la relation :

$$\frac{1}{T_2^*} = \frac{1}{T_2} + \gamma \times \Delta B \quad (\text{I.6})$$

I.3.2 Equation de Bloch

Le comportement de la magnétisation résultante M lorsque l'on applique un champ RF est décrit quantitativement par l'équation de Bloch. Dans le contexte de l'IRM, cette équation peut s'écrire de la manière suivante :

$$\frac{\delta \vec{M}}{\delta t} = \gamma \vec{M} \times \vec{B} - \frac{M_x \vec{x} + M_y \vec{y}}{T_2} - \frac{M_z \vec{z} - M_0}{T_1} \quad (\text{I.7})$$

Cette équation fait intervenir les temps de relaxation longitudinale et transversale, respectivement, T_1 et T_2 .

I.3.2.1 Repère tournant

Dans cette partie, on introduit un outil mathématique très pratique en IRM, il s'agit du repère tournant. Un repère tournant est un système de coordonnées 3D dont le plan transversal tourne dans le sens horaire à une certaine fréquence angulaire w . Pour le distinguer du repère traditionnel statique, on notera (x', y', z') les axes du repère tournant et $(\vec{x}', \vec{y}', \vec{z}')$ les vecteurs unitaires de direction. Ainsi, pour passer du repère statique au repère tournant, la transformation suivante est utilisée :

$$\begin{cases} \vec{x} = \cos(wt)\vec{x}' - \sin(wt)\vec{y}' \\ \vec{y} = \sin(wt)\vec{y}' + \cos(wt)\vec{x}' \\ \vec{z} = \vec{z}' \end{cases} \quad (\text{I.8})$$

Ainsi, on peut très facilement montrer que la magnétisation $\vec{M}' = (M'x, M'y, M'z)t$ dans le repère tournant peut s'écrire sous la forme suivant :

$$\begin{pmatrix} M'x \\ M'y \\ M'z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos(wt) & -\sin(wt) & 0 \\ \sin(wt) & \cos(wt) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} Mx \\ My \\ Mz \end{pmatrix} \quad (\text{I.9})$$

La fréquence angulaire w du repère tournant peut être prise égale à la fréquence de Larmor w_0 . Dans le repère tournant, le champ RF peut s'exprimer de la façon suivante :

$$\begin{pmatrix} B'_1x \\ B'_1y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos(wt) & -\sin(wt) \\ \sin(wt) & \cos(wt) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} B_1x \\ B_1y \end{pmatrix} \quad (\text{I.10})$$

Avec w la fréquence angulaire du repère tournant. Dans beaucoup de cas, on peut considérer $w = w_0$. Maintenant, on peut exprimer l'équation de Bloch dans ce repère tournant. On obtient :

$$\frac{\delta \vec{M}'}{\delta t} = \gamma \vec{M}' \times \vec{B}_{eff} - \frac{M'_x \vec{x}' + M'_y \vec{y}'}{T_2} - \frac{M'_z \vec{z}' - M_0}{T_1} \quad (\text{I.11})$$

Avec

$$\vec{B}_{eff} = \vec{B}' + \frac{\vec{\omega}}{\gamma} \quad (I.12)$$

Le champ \vec{B}' représente le champ magnétique vu par la magnétisation au moins composé de B_0 et/ou B_1 exprimés dans le repère tournant.

I.3.3 Détection du signal RMN

Quand en plaçant un objet dans un champ magnétique externe \vec{B}_0 , puis en le stimulant avec un autre champ magnétique oscillant \vec{B}_1 , on peut induire un magnétisme détectable sous la forme d'un moment magnétique tournant : C'est le phénomène de RMN. La question à laquelle nous allons répondre dans cette partie est celle de savoir comment détecter ce moment magnétique, ou plus précisément, comment convertir ce moment magnétique tournant en un signal électrique.

La précession de l'aimantation transversale est détectée à l'aide de deux antennes orthogonales (suivant les directions x et y respectivement), pour lesquelles la fréquence du signal de référence a été ajustée à celle de l'onde porteuse de l'excitation RF. Les phases des signaux de référence sont choisies telles que l'une soit égale à celle de l'onde porteuse de l'excitation RF et l'autre orthogonale à celle-ci. Les fréquences mesurées étant distribuées autour de f_0 , le détecteur délivrera la même distribution mais, cette fois ci, centrée autour de 0 après la démodulation à f_0 .

Le signal RMN appelé ici $S(t)$ est l'association de deux composantes qui ne sont que les deux composantes de l'aimantation transversale dans le référentiel tournant. L'une de ces composantes, $Mx(t)$ est en phase avec l'excitation et l'autre $My(t)$ est orthogonale à celle-ci. Par souci de simplification, les facteurs multiplicatifs liés à la chaîne de détection ne sont pas pris en compte. Le signal RMN est généralement représenté sous la forme complexe suivante :

$$S(t) = Mx(t) + iMy(t) = Mxy_0 \exp i(2\pi f_0 t + \Phi) \quad (I.13)$$

Où Mxy_0 et Φ représentent respectivement l'amplitude et la phase du signal. Ce signal subit non seulement l'influence des paramètres physiques intrinsèques de l'objet à imager mais aussi celle des paramètres d'acquisition[3].

I.3.4 Séquences utilisées en IRM

Une séquence d'impulsions est l'ensemble des impulsions RF et de gradients pour acquérir les données en IRM. Il existe deux grandes familles de séquences en IRM, celle des échos de spin (ou spin écho) et celle des échos de gradients (ou gradient écho).

I.3.4.1 Séquence écho de spin

La séquence écho de spin est constituée par un enchaînement : impulsion de 90° ; impulsion de 180° de rephasage à (temps d'écho)/2 (TE/2) ; lecture du signal à TE. Cet enchaînement est répété à chaque intervalle de temps TR (Temps de Répétition). A chaque répétition, une ligne de l'espace K est remplie, grâce à un codage de phase différent. L'impulsion de rephasage de 180° permet de compenser les hétérogénéités de champ constantes et d'obtenir un écho pondéré en T_2 et non en T_2^* (Figure I.12)[4].

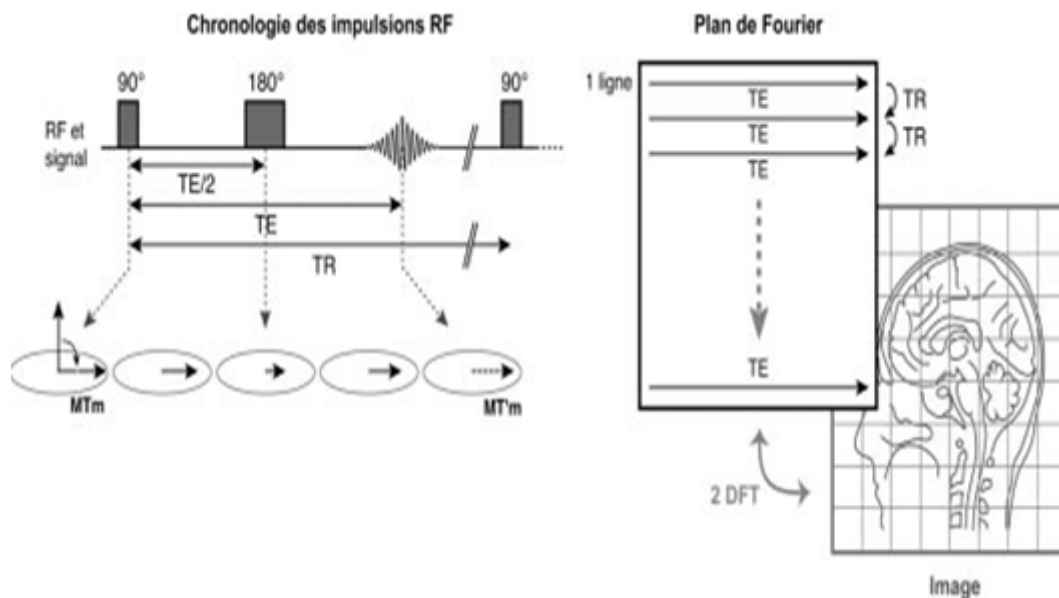


FIGURE I.12 – Chronogramme de la séquence écho de spin

I.3.4.1.1 Temps de répétition TR : Le TR est l'intervalle de temps entre deux ondes RF de 90° successives. Il conditionne la relaxation longitudinale des tissus explorés (qui dépend du T_1). Plus le TR est long et plus la repousse de l'aimantation longitudinale est complète (M_z tend vers M_0). La diminution du TR va pondérer l'image en T_1 puisque des différences entre les tissus vont être mises en évidence. En Echo de spin classique, après un temps TR, une seule ligne de l'espace K va être acquise. La répétition des TR est donc responsable de la durée de la séquence.

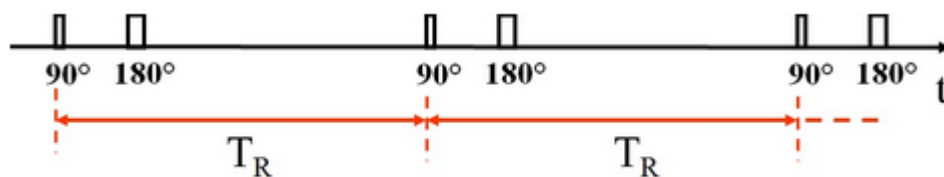


FIGURE I.13 – Temps de répétition TR

I.3.4.1.2 Temps d'écho TE : Le TE est l'intervalle de temps entre la bascule de 90° et le recueil de l'écho, le signal provenant de l'aimantation transversale. La décroissance de l'aimantation transversale se fait suivant la constante de temps T_2 de chaque tissu. La séquence de écho de spin T_2 est une séquence écho de spin pour laquelle les paramètres TR et TE sont optimisés afin de refléter la relaxation T_2 . Lorsque le TR est long (supérieur à 2000 millisecondes), la récupération de l'aimantation longitudinale sera complète et lors de la bascule suivante, l'influence du T_1 sur la magnitude du signal sera minimisé. Associé à un TE long (80 à 140 millisecondes), les différents tissus seront mieux mis en évidence selon leur T_2 .

I.3.4.2 Séquence Echo de gradient

Les séquences échos de gradient sont générés en appliquant des gradients de champ magnétique après avoir excité les spins en appliquant une impulsion inférieure à 90° (Figure I.14).

Ces gradients sont utilisés pour produire un changement dans le champ magnétique et donc dans la fréquence de Larmor suivant une direction particulière. Ainsi, les spins précessent à différentes fréquences et se déphasent rapidement suivant cette direction. Ce déphasage annule alors très rapidement l'amplitude du signal de précession libre. Cependant, le déphasage créé par l'application d'un gradient de champ magnétique peut être inversé en appliquant un second gradient suivant la même orientation et avec la même amplitude, mais dans la direction opposée. Lorsque la durée d'application de ce deuxième gradient est la même que celle du premier gradient, le déphasage dû au premier gradient est annulé et le signal de précession libre réapparaît. Il atteint un maximum d'amplitude lorsque les spins déphasés par le premier gradient se retrouvent à nouveau en phase. Le signal ainsi rephasé par l'inversion de la direction d'application du gradient de champ magnétique est appelé écho de gradient. Puis, si le second gradient est toujours actif, les spins se déphasent à nouveau et le signal de FID disparaît[5].

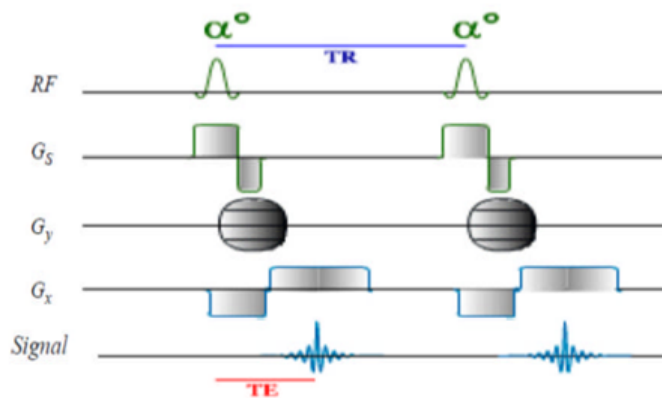


FIGURE I.14 – Chronogramme de la séquence écho de gradient

L'étape importante de la RMN vers l'IRM est l'encodage spatial du signal de résonance ; il est indispensable de pouvoir localiser précisément le signal de résonance magnétique nucléaire (RMN) ; la position exacte du signal peut être codée dans le but de former l'image.

I.3.5 Encodage spatial du signal

Le signal reçu par l'antenne de réception est un signal délocalisé qui ne contient pas d'information spatiale et provient de toute la partie de l'échantillon excitée et située dans la zone de sensibilité de l'antenne de réception. Pour former une image à partir d'un signal de RMN, des gradients de champ magnétiques sont appliqués pour modifier la phase et la fréquence du signal en fonction des coordonnées spatiales. On parle alors d'encodage spatial du signal.

En effet, pour localiser le signal en IRM, il faut d'abord, à l'intérieur d'un volume donné, sélectionner un plan de coupe pour lequel on applique un premier gradient de champ appelé gradient de sélection de coupe G_s .

I.3.5.1 Sélection de coupe

Permet de sélectionner une coupe à l'intérieur d'un volume d'intérêt. A cet effet, on a besoin d'un gradient linéaire de champ magnétique appelé gradient de sélection de coupe ou G_s et d'une impulsion RF. Par convention, la direction de sélection de coupe est la direction (Oz). Pour une position Z , la fréquence de Larmor est donnée par l'équation :

$$f(z) = f_0 + \frac{\gamma}{2\pi} z \cdot G_s \quad (\text{I.14})$$

L'impulsion RF, appliquée pendant le gradient de sélection de coupe, permet de sélectionner une coupe comme il est montré sur la Figure I.15[3].

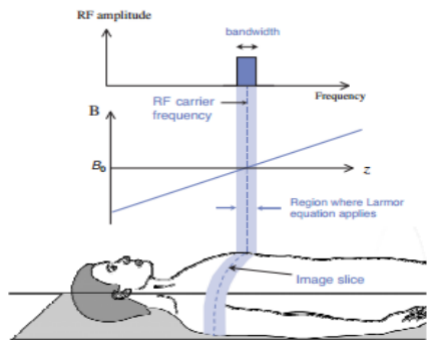


FIGURE I.15 – Sélection de coupe par un gradient de champ magnétique en Z pendant l'impulsion radiofréquence d'excitation

I.3.6 Encodage

Une fois qu'une partie de l'objet a été excitée par l'impulsion sélective, l'information spatiale peut être encodée dans le signal durant la précession. Le signal émis par l'objet étant un signal exponentiel complexe, l'information spatiale peut être encodée de deux façons, en phase et en fréquence, qui seront : d'une part l'encodage en fréquence selon la direction (Ox) et d'autre part l'encodage en phase selon (Oy).

On suppose que le plan de coupe contient un ensemble de 3×3 vecteurs d'aimantations nettes. En appliquant une impulsion 90° avec un gradient de sélection de coupe, les vecteurs dans le plan XY (voir Figure I.16) tournent à la fréquence de Larmor. Si tous les spins sont soumis à la même intensité du champ magnétique, ils précessent donc à la même fréquence[3].

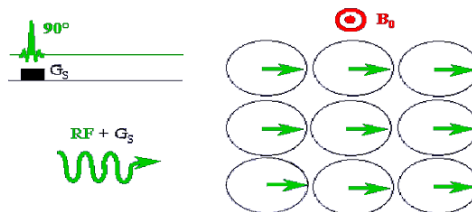


FIGURE I.16 – Sélection d'une impulsion 90° avec un gradient de sélection de coupe.

I.3.6.1 Encodage de phase

Le gradient de codage de phase est appliqué après le gradient de sélection de coupe. On suppose qu'il est appliqué sur l'axe Y, les spins le long de l'axe Y commencent à tourner à différentes fréquences de Larmor ; ils se trouvent à différentes positions. Lorsque le gradient de codage de phase est désactivé, les vecteurs d'aimantation nette tournent avec le même rythme, mais avec des phases différentes.

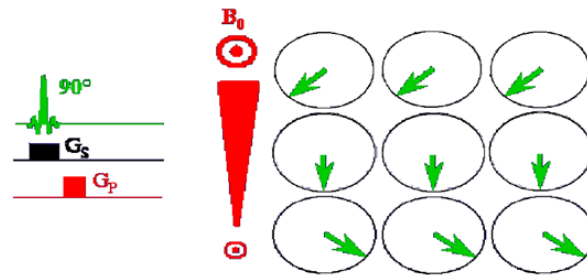


FIGURE I.17 – Sélection du gradient de codage de phase.

I.3.6.2 Encodage de fréquence

Lorsque l'impulsion du gradient de codage de phase est désactivée, l'impulsion du gradient de codage de fréquence est activée selon l'axe X. Ce dernier permet la précession des paquets de spins, cette précession dépend de la position des spins le long de l'axe X. Donc, chaque vecteur d'aimantation parmi les neuf vecteurs est caractérisé par son propre angle de phase et sa fréquence de précession (Figure I.18).

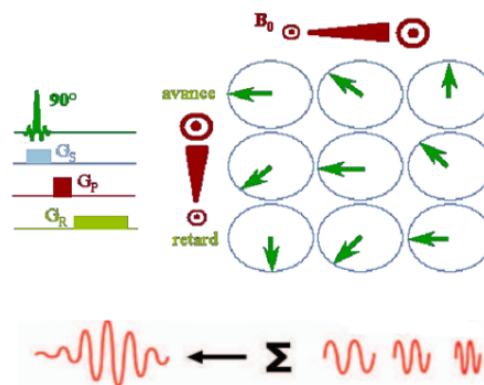


FIGURE I.18 – Sélection du gradient de codage de fréquence.

En IRM, les deux gradients utilisés lors de l'acquisition des données conduisent à un codage spatial de l'image et les données obtenues ne se situent pas dans le domaine spatial, mais d'emblée dans ce qu'on appelle le domaine fréquentiel (espace k). L'information obtenue est donc un signal caractérisé par sa fréquence (et/ ou phase) et non pas par ses coordonnées spatiales.

I.3.7 Echantillonnage de l'espace k

En IRM, les signaux ne sont pas mesurés de manière continue mais à des intervalles de temps discrets. Cet échantillonnage discret conduit à une distribution ambiguë des fréquences au-delà d'un certain seuil la fréquence de seuil, appelée la fréquence de Nyquist, détermine la largeur de bande dans laquelle le signal se produira. L'espace-k est défini par deux directions Kx et ky . Les variations en fonction du temps de $Kx(t)$ et $ky(t)$ définissent une trajectoire dans le domaine des fréquences spatiales. Cette trajectoire détermine la façon dont l'espace-k est parcouru (voir Figure I.19)[6].

On définit :

$$\begin{cases} Kx = \frac{\gamma}{2\pi} \int_0^t Gx(t')\delta t' \\ et \\ Ky = \frac{\gamma}{2\pi} \int_0^t Gy(t')\delta t' \end{cases} \quad (I.15)$$

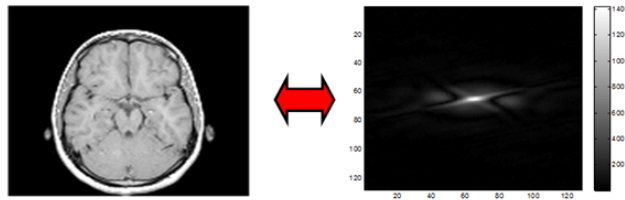


FIGURE I.19 – l'espace de l'image et son espace k complet.

- * δKx et δky représentent respectivement la résolution de la fréquence spatiale selon kx et Ky .
- * $Kxmax$ et $Kymax$ sont respectivement les valeurs maximales atteintes dans l'espace-k selon kx et Ky .

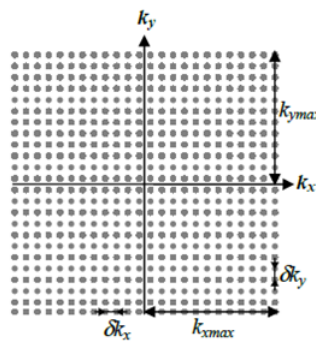


FIGURE I.20 – Espace-k .

La Figure I.20 représente une grille d'échantillonnage cartésienne dans l'espace-k. Les caractéristiques de l'image reconstruite par 2DFT à partir de l'espace-k sont directement liées aux paramètres explicités sur la Figure I.20 .En effet, le champ de vue (field of view : FOV) et la résolution spatiale de l'image sont donnés par :

$$FOV_x = \frac{1}{\delta K_x} \quad (I.16)$$

$$FOV_y = \frac{1}{\delta K_y} \quad (I.17)$$

$$\delta x = \frac{1}{2K_{xmax}} \quad (I.18)$$

$$\delta y = \frac{1}{2K_{ymax}} \quad (I.19)$$

Il existe différentes trajectoires possibles pour parcourir l'espace-k. La Figure I.21 représente un échantillonnage avec les formes des gradients associés, dans le cas de l'imagerie 2DFT[7]. Chacune des N_y lignes horizontales de l'espace-k est balayée en appliquant dans la direction X (direction de lecture) un gradient de champ magnétique pendant la lecture du signal. Avant chacune de ces N_y acquisitions, des impulsions de gradient de champ magnétique sont appliqués dans la direction de lecture (X) et dans la direction de phase (Y) afin de positionner la ligne échantillonnée dans la direction K_y .

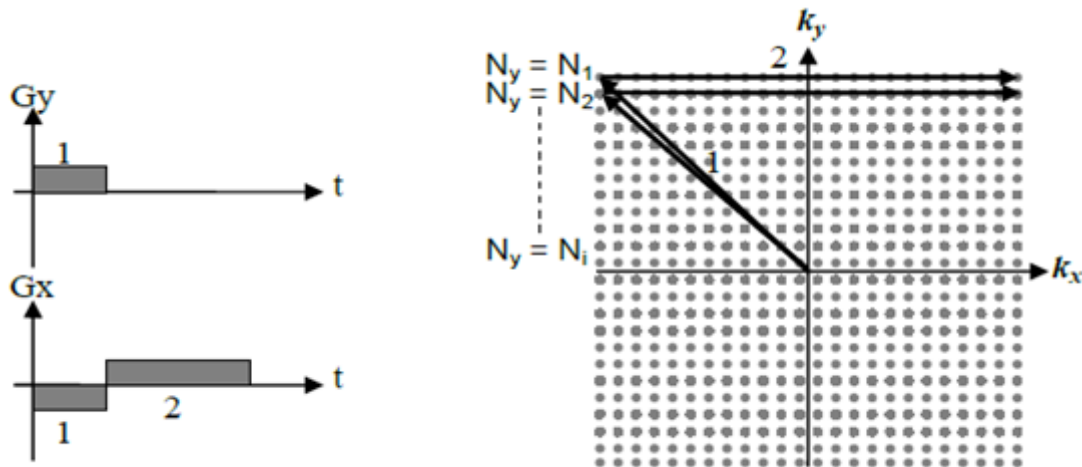


FIGURE I.21 – Échantillonnage 2DFT dans l'espace-k .

1. Le déplacement entre lignes est effectué en utilisant les gradients de codage de phase.
2. Chacune des N_y lignes de l'espace-k nécessite une excitation. Après chacune de ces excitations, une ligne horizontale de l'espace-k est balayée grâce à un gradient de lecture. Cet échantillonnage sur une grille cartésienne possède une caractéristique intéressante par rapport à la simplicité de l'algorithme de reconstruction d'image. Cependant la nécessité d'effectuer N_y acquisitions rend cette technique relativement lente.

Le sous-échantillonnage consiste à faire l'acquisition d'une ligne sur R lignes (R est appelé facteur de réduction) de l'espace de Fourier (où facteur d'accélération) ce qui permet de diminuer le temps d'acquisition. En effet, le fait de diminuer le nombre de lignes acquises permet de réduire le nombre de commutation des gradients de champ magnétique lors du codage par la phase, ce qui réduit le temps nécessaire pour parcourir tout l'objet.

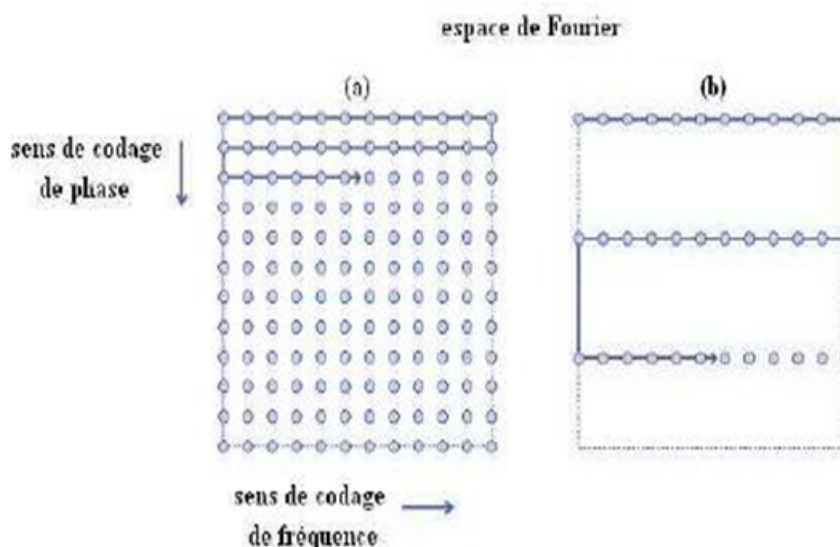


FIGURE I.22 – Sous-échantillonnage de l'espace de Fourier .

Dans la Figure I.22. (a), on a affaire à une acquisition classique de l'espace de Fourier alors que dans la Figure I.22. (b) on a sous-échantillonné cet espace d'un facteur de réduction $R = 4$, c'est-à-dire on a fait l'acquisition d'une ligne sur quatre. Pour obtenir une image dépend de la position des spins, nous appliquons la transformée de Fourier au signal FID. Ce signal est enregistré après les différentes étapes du codage spatial. Ce signal doit être numérisé puis être traité de façon numérique pour former l'image. La transformée de Fourier à une dimension permet de représenter des données sous forme fréquentielle. Pour décrire de façon suffisante le signal original, il faut disposer de son intensité, de sa fréquence mais aussi de sa phase, qui correspond au décalage du signal par rapport à l'origine. La transformée de Fourier est l'opération mathématique qui permet de décomposer un signal en ses composantes fréquentielles. Le spectre obtenu par la transformée de Fourier d'un signal représente l'intensité des différentes composantes fréquentielles d'un signal. Le cumul de ces différentes sinusoïdes d'intensité permet de reconstruire l'image voir Figure I.23 (Transformée de Fourier inverse).

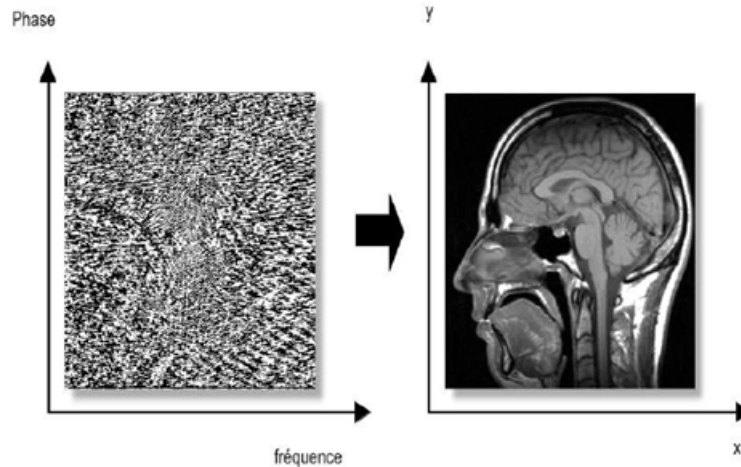


FIGURE I.23 – Reconstruction d’une image IRM par transformée de Fourier bidimensionnelle.

I.4 CONCLUSION

Dans ce chapitre, ont été présentées les bases de l’imagerie par résonance magnétique. Nous avons également décrit l’aspect technique de l’appareil, le principe de fonctionnement et aussi expliqué le passage d’un RMN vers l’IRM c.-à-d. on a distingué entre ces deux concepts.

Les images IRM étant très fiable aux yeux des médecins, certains spécialistes cherchent toujours à améliorer et à mieux comprendre cette technique d’imagerie. Pour cela, le prochain chapitre sera consacré sur un type particulier d’IRM à savoir l’IRM parallèle qui est basé sur le même principe que l’IRM classique mais utilise plusieurs antennes.

————— CHAPITRE II —————

IMAGERIE PAR RÉSONANCE MAGNÉTIQUE
PARALLÈLE

II.1 INTRODUCTION

Les techniques d'imagerie parallèle sont actuellement devenues les approches les plus utilisées dans les applications médicales. L'IRM parallèle (IRMp) fait partie de ces techniques. Elle est principalement utilisée pour permettre une imagerie plus rapide que l'IRM classique. Le but est donc de limiter le temps d'exposition du patient à l'environnement IRM et de limiter l'effet des mouvements indésirables tout en autorisant le même niveau de diagnostic [8].

Dans ce contexte nous allons focaliser notre présentation sur la méthode SENSE qui est basé sur les cartes de sensibilité, puis une autre méthode s'appelle ESPIRiT qui associe cette dernière avec une méthode qui est basée sur l'auto-calibration (GRAPPA) et finalement nous avons présenté l'imagerie parallèle compressed sensing c.à.d une association entre ESPIRiT et compressed sensing (CS-ESPIRiT).

II.2 PRINCIPE DE L'IRMP

La rapidité d'acquisition des images est l'une des caractéristiques les plus importantes dans le domaine de l'imagerie par résonance magnétique. Compte tenu des limitations techniques et physiologiques dues aux commutations rapides des gradients de champ magnétique, les scanners actuels fonctionnent à la limite de la vitesse d'acquisition. C'est avec l'apparition des techniques d'imagerie parallèle qu'une accélération de l'acquisition a pu être effectuée sans une augmentation des performances du système des gradients. Du point de vue processus physique d'acquisition, le principe de l'IRM parallèle est identique à celui de l'IRM classique. Mais du point de vue technique, l'IRMp consiste à faire l'acquisition de l'objet à imager en utilisant N_c antennes au lieu d'une seule (Figure II.1). Chaque antenne va contenir une version sous-échantillonnée de l'espace de Fourier correspondant à l'image qu'on aurait acquise avec une seule antenne. Ce sous-échantillonnage consiste à faire l'acquisition d'une ligne sur R lignes (R est appelé facteur de réduction) de l'espace de Fourier, ce qui permet de diminuer le temps d'acquisition par rapport à celui requis en IRM classique. En effet, le fait de diminuer le nombre de lignes acquises permet de réduire le nombre de commutation des gradients de champ magnétique lors du codage par la phase, ce qui réduit le temps nécessaire pour parcourir tout l'objet.

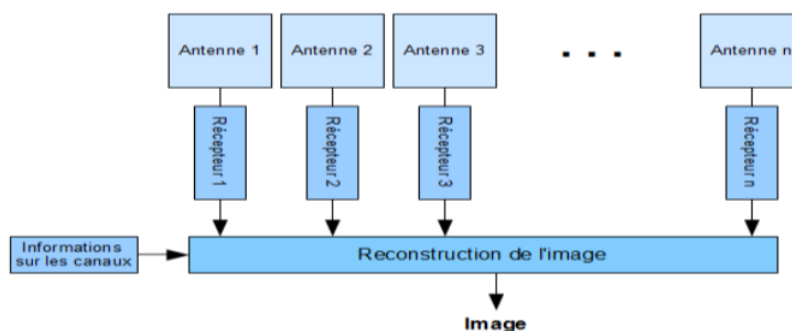


FIGURE II.1 – Illustration d'un système d'IRM parallèle.

II.2.1 Antennes en réseau phasé

En imagerie par résonance magnétique parallèle on utilise l'antenne en réseau phasé qui est une antenne de petit diamètre permet d'obtenir un meilleur signal avec un rapport signal sur bruit plus élevé qu'une antenne de grand diamètre. En combinant plusieurs petites antennes qui enregistrent de façon simultanée et indépendante le signal, on explore un volume plus grand [8].

Grâce à la géométrie des antennes et à l'absence de corrélation du bruit enregistré par les différents éléments en réseau phasé le signal ainsi obtenu aura un meilleur rapport signal sur bruit que celui délivré par une antenne unique de grandes dimensions.

Chaque élément d'antenne a un volume de réception limité, avec des sensibilités variables en fonction de la distance par rapport à l'élément d'antenne. Le signal recueilli par chaque élément d'antenne comporte donc une information spatiale (position de l'antenne, volume de réception, sensibilité dans le volume) qui peut être utilisée pour reconstruire l'image, en complément du codage spatial induit par les gradients [9]. La Figure II.2 représente une acquisition simultanée de 8 images grâce à 8 antennes disposées de telle sorte qu'une grande partie de l'objet puisse être couverte.

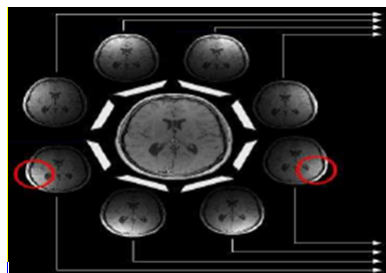


FIGURE II.2 – Objet est imagé simultanément par 8 antennes donnant lieu à 8 images, une pour chaque canal.

Les 8 images présentent des zones claires dans des endroits différents. Ceci est dû en effet à la différence de sensibilité : chaque récepteur donne des informations dépendant de sa propre sensibilité spatiale. C'est cette variabilité de la sensibilité qui servira lors de la reconstruction. En plus de la réduction du temps d'acquisition, l'IRMp présente l'avantage indéniable par rapport à l'IRM classique d'améliorer la résolution spatiale et la réduction des distorsions géométriques et des pertes de signal en IRM fonctionnelle [1].

Chaque antenne va contenir une version sous-échantillonnée de l'espace de Fourier correspondant à l'image qu'on aurait acquise avec une seule antenne.

II.2.2 Sous-échantillonnage de l'espace k

Afin de réduire le temps lors de l'acquisition d'une séquence d'image, plusieurs types de sous-échantillonnage peuvent être appliqués. La Figure II.3 illustre quelques types de sous-échantillonnage les plus utilisés :

- * Sous-échantillonnage uniforme (déterministe).
- * Sous-échantillonnage aléatoire uniforme.

- * Sous-échantillonnage aléatoire à variable densité.
- * Sous-échantillonnage aléatoire du poisson disque.

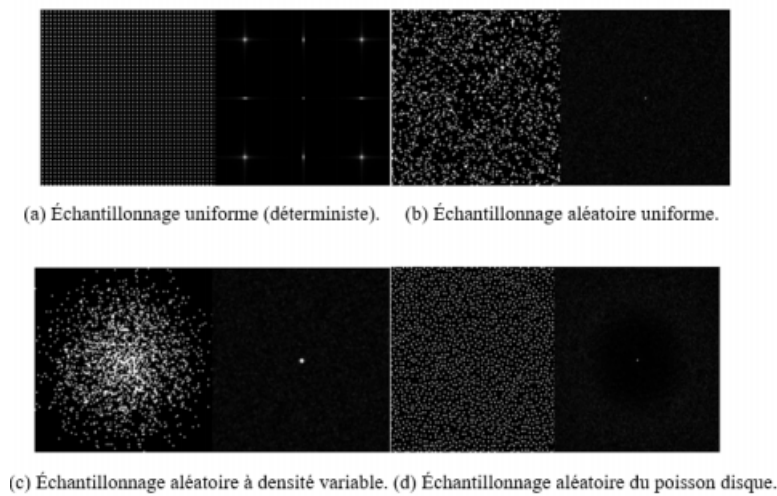


FIGURE II.3 – Modèles de sous-échantillonnage de l'espace K et leurs fonctions d'étalement du point.

Si on sous-échantillonne l'espace k uniformément, à savoir on n'acquiert qu'une ligne sur deux ou sur quatre (voir Figure II.4.A) puis on effectue la transformée de Fourier inverse de la matrice ainsi acquise, il se produit un phénomène de repliement (Figure II.4.B). Intuitivement, afin d'éviter ce type de désagrément, l'espace k doit préalablement avoir été complété avant de passer dans l'espace image. En réalité plusieurs types d'algorithmes de reconstruction existent. Certains opèrent directement dans le domaine fréquentiel, d'autres dans le domaine image [1].

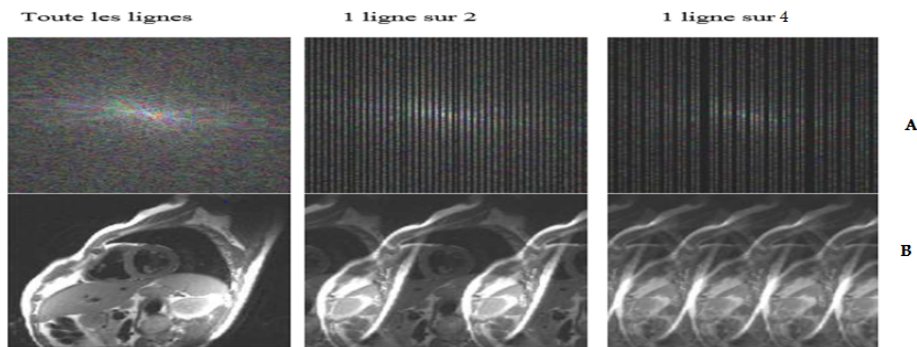


FIGURE II.4 – Sous-échantillonnage et repliement.

Les méthodes de reconstruction les plus connues sont la reconstruction SENSE, ESPI-RiT, GRAPPA et SPIRiT.

II.3 MÉTHODE DE RECONSTRUCTION EN IMAGERIE PARALLÈLE

Parmi les méthodes de reconstruction utilisées en imagerie parallèle, nous pouvons citer la méthode SENSE qui est basée sur le calcul au préalable de cartes de sensibilités, la méthode GRAPPA qui est basée sur l'auto-calibration. Nous pouvons citer aussi une autre méthode plus récente qui associe ces deux méthodes de reconstructions (SENSE et GRAPPA), c'est la méthode ESPIRiT et aussi une autre association entre ESPIRiT et compressed sensing (CS-ESPIRiT).

II.3.1 Reconstruction SENSE.

La méthode de reconstruction SENSE a été introduite par Pruessmann [10]. Elle est basée sur l'utilisation des cartes de sensibilités pour reconstruire l'image. Les cartes de sensibilité réelles des antennes ne sont pas connues mais il est possible de les estimer. Cette estimation nommée C_1 est obtenue en divisant les images de chaque antenne du réseau de bobines $S_l(x, y)$, par une image $S(x, y)$ uniforme de sensibilité de bobine homogène [10].

$$C_1 = \frac{S_l(x, y)}{S(x, y)} \quad (\text{II.1})$$

L'image de sensibilité homogène est soit acquise à l'aide d'une antenne corps entier (body coil) ou bien calculé à partir de la somme des carrés de toutes les images acquises de différentes antennes [10].

$$S(x, y) = \sqrt{\sum_{l=1}^L |S_l(x, y)|^2} \quad (\text{II.2})$$

Un exemple des profils de sensibilité établis pour chaque élément d'antenne (8 antennes dans cet exemple) dont la zone spatiale couverte est systématiquement cartographié.

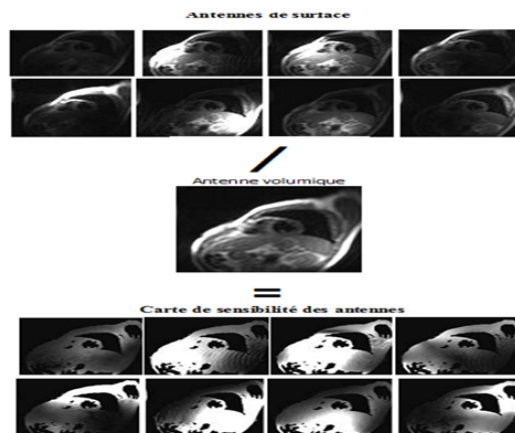


FIGURE II.5 – Cartes de sensibilité estimées des antennes à partir d'IRM in-vivo.

La méthode de reconstruction SENSE fait l'acquisition des images des antennes avec un champ de vue réduit (facteur d'accélération R supérieur ou égale à 2) provoque un

artefact de repliement. L'intensité du signal d'un pixel de l'image provient à la fois du signal de sa position initiale et du signal émanant des parties repliées de l'image. C'est donc la somme des signaux à la position initiale et de ceux provenant du repliement. Cette somme est de plus pondérée par la sensibilité de l'antenne à chacun de ces pixels. On obtient pour un pixel d'une antenne l'expression suivante :

$$\begin{cases} I_K = \sum_{l=L}^R (C_{kl} \cdot \rho) \\ k \in [L, N_c] \text{ et } l \in [L, R] \end{cases} \quad (\text{II.3})$$

Avec I_k correspond au signal reçu par l'antenne k dans le champ de vue réduit (d'où la présence d'un phénomène de repliement) pour un pixel à la position (x, y) . ρ_i est l'intensité du pixel à la position i dans l'image avec un champ de vue complet. C_{ki} est la sensibilité estimée pour l'antennes à la position du pixel étudié ρ_i . R est le facteur d'accélération de la séquence.

Si on applique l'équation (II.3) à l'ensemble des antennes, on obtient un système d'équations linéaires qui se note sous forme matricielle.

$$I = C \cdot \rho \quad (\text{II.4})$$

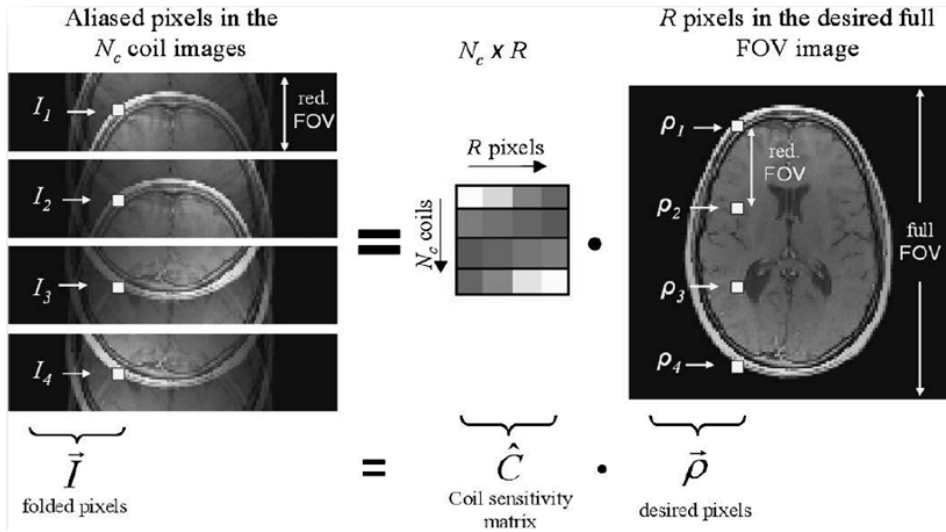


FIGURE II.6 – Principe de reconstruction des images par la méthode SENSE en IRM parallèle.

Dans l'exemple, la reconstruction des images par la méthode SENSE opère avec un facteur d'accélération $R = 4$, Un nombre de bobines $N_C = 4$ antennes. I contient les pixels à une certaine position dans les images des antennes. Le champ de vue (FOV) dans les images antennes est réduit produisant un artefact de repliement. C'est la matrice de sensibilité estimée pour les 4 antennes pour les pixels étudiés ρ dans l'image avec un FOV complet [10].

L'image reconstruite peut être entachée par des artefacts de repliements. Des méthodes de régularisations peuvent être appliquées afin de réduire ces artefacts. La régularisation de Tikhonov est la méthode la plus connue et la plus utilisée à cause de sa simplicité.

II.3.1.1 Régularisation de Tikhonov.

La régularisation de Tikhonov est largement utilisée pour les problèmes qui ne sont pas bien posés. En particulier, pour la reconstruction d'image, la solution du problème de reconstruction de la matrice I_{des} avec régularisation de Tikhonov est donnée par :

$$I_{des,reg}(m, n) = \underset{I_{des,reg}}{\operatorname{argmin}} [\|I_{obs}(m, n) - S(m, n)I_{des}(m, n)\|_{\psi^{-1}} + \lambda^2 \|I_{des}(m, n) - I_{reg}(m, n)\|^2] \quad (\text{II.5})$$

Où $\|\cdot\|_{\psi^{-1}}$ désigne la norme L_2 pondérée par la matrice définie positive ψ^{-1} . I_{reg} est une image de régularisation utilisée comme données a priori. λ est le paramètre de régularisation peut être utilisé pour équilibrer l'attache aux données et la pénalisation du terme d'erreur formé par la différence entre la solution désirée et l'image de régularisation utilisée. La solution sera donc donnée par :

$$I_{des,reg}(m, n) = I_{reg}(m, n) + [S(m, n)^H \psi^{-1} S(m, n) + \lambda^2 I_d]^{-1} S^H(m, n) \psi^{-1} [I_{obs}(m, n) S(m, n) I_{reg}(m, n)] \quad (\text{II.6})$$

Où I_d est la matrice identité de taille $R \times R$. Généralement, l'image de régularisation I_{reg} est prise comme une image contenant l'intensité moyenne de l'image à champ de vue complet. Ce choix se justifie par la simplicité du calcul qu'il implique. D'autres méthodes adoptent une approche itérative pour construire cette image, mais la convergence de ces méthodes n'est pas toujours garantie et le nombre d'itérations nécessaire varie entre les composantes en hautes fréquences et basses fréquences [13]. L'élément clef du problème de minimisation de Tikhonov est le choix approprié du paramètre de régularisation λ , ainsi que sur le choix de l'image de régularisation. Ces choix sont très importants pour avoir une bonne régularisation.

La reconstruction SENSE 2D est une autre méthode de reconstruction en imagerie parallèle utilisée en imagerie 3D. Elle permet de réduire beaucoup plus le temps d'acquisition.

II.3.1.2 Reconstruction SENSE 2D.

Les avantages de l'utilisation de la reconstruction SENSE produisant un sous échantillonnage le long des deux directions d'encodage de phase (PE) sont démontrés en [12] et la faisabilité de l'approche est montrée pour l'imagerie 3D. L'application de l'imagerie parallèle selon deux directions permet d'atteindre des facteurs de réduction R, plus importants que dans une seule dimension avec un bon PSNR. Cet effet est illustré à la Figure II.7.

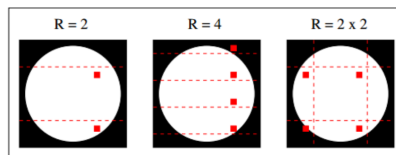


FIGURE II.7 – Représentation schématique du repliement de spectre induit par l'acquisition parallèle selon une et deux directions. La distance spatiale entre deux voxels superposés est plus importante dans le cas de l'acquisition selon deux dimensions, pour un même facteur d'accélération.

L'application de l'imagerie parallèle selon deux directions, avec un facteur d'accélération R , égale à 2 selon chaque direction, permet d'atteindre un facteur d'accélération global de 4 sans trop augmenter le facteur géométrique. Ceci peut se traduire par une amélioration de la résolution spatiale, ou par la couverture d'un volume de cerveau plus important à résolution spatiale fixée.

Les limitations des résultats obtenus par la méthode de reconstruction SENSE nous amènent à penser à utiliser une autre approche qui relie deux reconstructions SENSE et GRAPPA qui est appelée ESPIRiT [11].

II.3.2 Reconstruction ESPIRiT.

Cette méthode de reconstruction a été introduite par Martin Uecker et al en 2013 [14], elle nécessite l'association de deux méthodes, une méthode basée sur les cartes de sensibilité telle que la méthode SENSE et l'autre basé sur l'autocalibration telle que la méthode GRAPPA.

II.3.2.1 Reconstruction GRAPPA.

La reconstruction GRAPPA est une méthode d'auto-calibration bobine par bobine. Elle pose la reconstruction de l'imagerie parallèle comme un problème d'interpolation dans l'espace k . Dans l'algorithme de GRAPPA, les valeurs non acquises de l'espace K sont synthétisés par une combinaison linéaire de toutes les données de l'espace k acquises voisins de toutes les bobines [15].

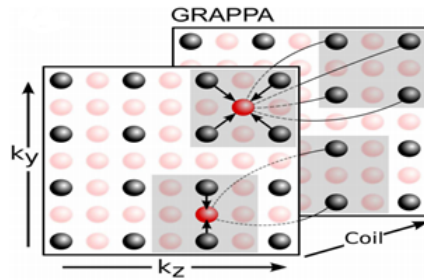


FIGURE II.8 – Combinaison linéaire des données d'espaces k voisines acquises de toutes les bobines.

Pour décrire GRAPPA dans une simple notation, il est commode de choisir deux types d'opérateurs :

- . Un opérateur R_r permettant de choisir un bloc de l'espace k (à partir de toutes les bobines) de l'ensemble des points voisins de la position indexée par r (données acquises et non acquise).

- . Un opérateur P_r permettant de choisir seulement les points acquis à partir du bloc de l'espace k .

Soit y une grille d'espace k multi-bobines enchaîné dans un vecteur dans lequel les données non acquises sont nuls. Ainsi, le produit $P_r R_r y$ est un vecteur contenant seulement les

positions acquises voisines autour de la position r dans l'espace k . Un point manquant à une position non acquise r de la i^{eme} bobine est synthétisé :

$$x_i(r) = (P_r R_r y)^T g_{ri} \quad (\text{II.7})$$

Où g_{ri} sont des ensembles de poids de reconstruction, appelé noyaux de GRAPPA, spécifique à un mode d'échantillonnage particulier autour de la position r .

La notation $()^T$ représente le transposé. La grille complète de l'espace k est reconstruite en évaluant l'équation (II.7) à chaque position de l'espace k non acquise pour toutes les bobines.

Les noyaux de GRAPPA g_{ri} peuvent être obtenus en résolvant l'équation (II.7) et ceci en utilisant la région auto-calibration (AC) : région entièrement acquise dans le centre de l'espace k . Une matrice de calibration nommée A peut être réalisée à partir des données acquises de la région d'autocalibration (AC). Elle est construite en faisant glisser une fenêtre à travers les données acquises AC, en prenant chaque bloc $(R_r y)^T$ à l'intérieur de la région AC pour être une ligne dans la matrice. Les colonnes de la matrice A sont des versions décalés de la surface AC, conduisant à une structure de matrice connue sous le nom de bloc Hankel. La Figure II.9 illustre les opérateurs et les données organisés décrite ci-dessus. Pour calculer les poids g_{ri} , l'équation (II.7) est réécrite en utilisant la matrice de calibration.

Cette dernière est appliquée à toutes positions à l'intérieur de la zone AC. On obtient ainsi un ensemble de conditions idéal pour la reconstruction des poids :

$$y_i^{AC} = A P_r^T g_{ri} \quad (\text{II.8})$$

Où y_i^{AC} sont les données de la région AC de la i^{eme} bobine (carré orange dans la Figure II.9). Dans la pratique, les noyaux qui résolvent cet ensemble d'équations approximativement sont calculés en résolvant le problème des moindres carrés avec régularisation [16] [17] [18].

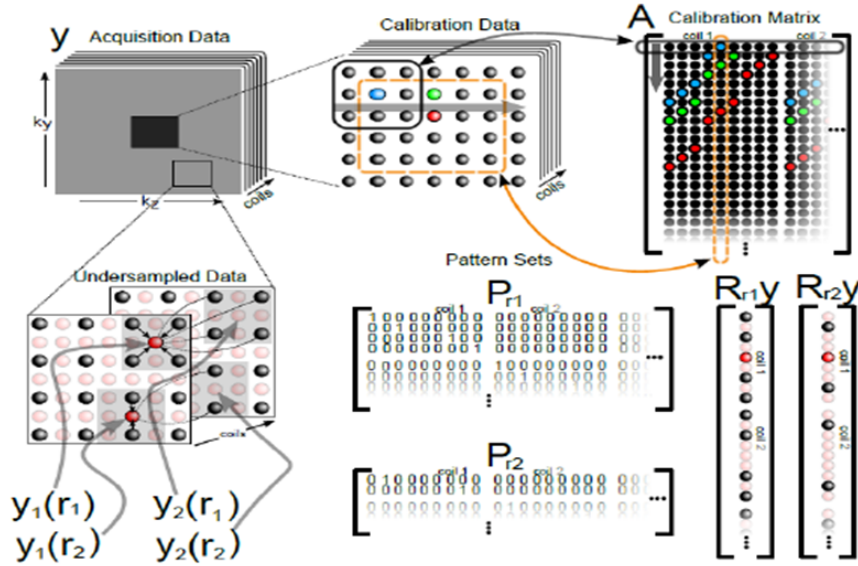


FIGURE II.9 – Organisation des données, d'indexation et les opérateurs qui sont utilisés.

La Figure II.9 représente on haut : La matrice de calibration A est réalisé en faisant glisser une fenêtre à travers les données de calibration. Les lignes de A sont des blocs qui se

chevauchent dans l'espace k à partir des données de calibration. Bas-gauche : Echantillonnage dans l'espace k . En bas à droite : R_r représente un bloc dans l'espace k réorganisé sous forme d'un vecteur. Milieu-bas : Ensemble de matrices représentant les positions d'espace k . $P_r R_r y$ permet d'extraire uniquement les données acquises d'un bloc autour de la position r dans l'espace k .

La matrice de calibration A est construit en faisant glisser une fenêtre sur les données AC. Par conséquent, l'une des colonnes de A est y_i^{AC} . Ceci est illustré à la Figure II.9 où la zone de calibration marquée par un carré orange en pointillés est utilisée pour construire la 5^{ème} colonne de A . On peut écrire ceci comme suit : $A_{e_i} = y_i^{AC}$ où e_i est un vecteur égale à '1' dans la position appropriée qui choisit les données de la $i^{ème}$ bobine, et '0' ailleurs. L'équation (II.8) peut être réécrite sous la forme :

$$0 = AP_r^T g_{ri} - y_i^{AC} = AP_r^T g_{ri} - A_{e_i} = A(P_r^T g_{ri} - e_i) \quad (II.9)$$

Cela signifie que $P_r^T g_{ri}$ sont des vecteurs d'espace-nuls de la matrice de calibrage. L'existence d'un espace-nul implique la redondance dans la matrice A et donc une corrélation entre les blocs de l'espace k , qui peut être utilisé pour synthétiser des échantillons manquants. Cependant $P_r^T g_{ri} - e_i$ sont les vecteurs de l'espace nul très spécifiques, qui peuvent représenter seulement une partie des informations redondantes. Pour cette raison, nous nous tournons vers la caractérisation de l'espace nul directement.

II.3.2.2 Matrice de calibration et reconstruction de l'espace nul.

Un moyen très utile pour analyser la matrice de calibration A est de calculer sa décomposition en valeurs singulières (SVD). La SVD a été appliquée dans divers problèmes en traitement d'image : résoudre les problèmes de moindre carré mal conditionné, calcul le noyau d'une matrice, compression d'images, etc. C'est un algorithme de factorisation qui permet d'exprimer A comme le produit de trois matrices particulières U , W et V telles que :

$$A = U.W.V^T \quad (II.10)$$

Avec :

U : est une matrice $m \times m$ orthonormale.

W : est une matrice $m \times n$ diagonale positive.

V : est une matrice $n \times n$ orthonormale.

En appliquant la SVD sur la matrice de calibration A , W représentent les valeurs singulières, U et V représentent les vecteurs singuliers. Les colonnes de la matrice V représentent une base de lignes de la matrice A , et par conséquent une base de tous les blocs qui se chevauchent dans les données de calibration. La matrice V est séparée en V_{\perp} représentant l'espace nul dans A et V_{\parallel} représentant l'espace-ligne. Ceci est montré dans la Figure II.10 en utilisant les données obtenues avec une bobine tête huit canaux. Les informations que l'on apprend à partir de la décomposition des données de calibration, sont celles qui se trouvent dans le sous-espace V_{\parallel} et non V_{\perp} . Ces informations peuvent ensuite être utilisées dans la reconstruction pour synthétiser les données non acquises ; ceci devrait être vrai pour tous les blocs de l'espace k et pas seulement pour les lignes AC.

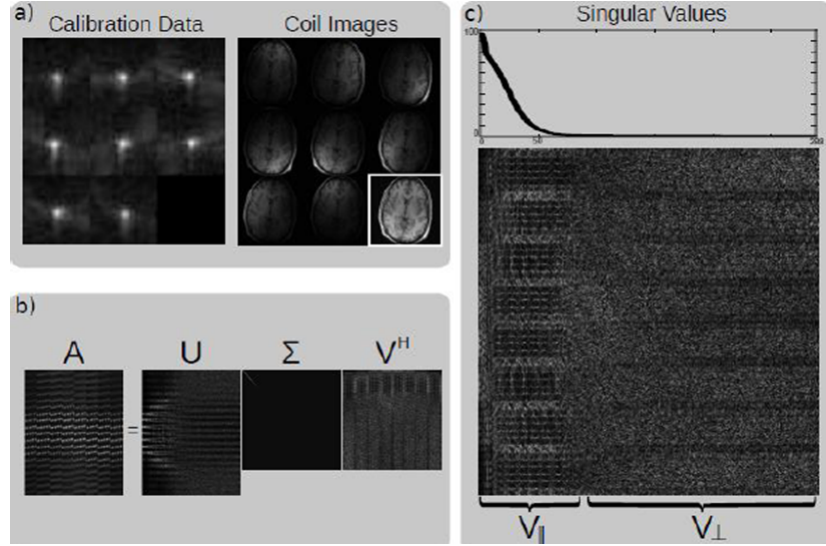


FIGURE II.10 – Décomposition en valeurs singulière (Singular value decomposition) SVD de la matrice de calibration.

La Figure II.10 représente on (a) l'amplitude des données de calibration dans l'espace k et les images bobines huit canaux du cerveau, on (b) décomposition en valeurs singulière SVD. Les valeurs singulières sont ordonnées par amplitude et apparaissent sur la diagonale de Σ , et on (c) représente un zoom de la matrice V de la SVD et un tracé des vecteurs singuliers montre que la matrice de calibration a un espace nul. Le signal de l'espace k a un support en V_{\parallel} et aucun en V_{\perp} .

Compte tenu d'une grille d'espace k sous-échantillonnée, chaque bloc de l'espace k de la reconstruction x doit répondre à deux contraintes,

$$V_{\parallel} V_{\parallel}^H R_r x \text{ ou } V_{\perp} V_{\perp}^H R_r x = 0 \mid \forall r \text{ et } \mid P_r R_r x = P_r R_r y \mid \forall r \quad (\text{II.11})$$

La première contrainte représente la cohérence avec la calibration et la deuxième représente la cohérence avec l'acquisition de données. L'interprétation de l'ensemble des contraintes de l'espace-nulle dans le sens des moindres carrés, donne l'équation suivante :

$$\sum_r R_r^H V_{\perp} V_{\perp}^H R_r x = 0 \quad (\text{II.12})$$

Dans ce qui suit, les conditions limites périodiques sont supposées, car ils simplifient considérablement la discussion. Bien que cette hypothèse soit souvent implicitement utilisée en IRM, il convient de noter qu'elle introduit des erreurs numériques mineures, qui pourraient être évités par une dérivation rigoureuse [20]. En supposant ces conditions, l'équation peut être transformé à :

$$\sum_r (I - V_{\parallel} V_{\parallel}^H) R_r x = 0 \quad (\text{II.13})$$

$$M^{-1} \sum_r R_r^H V_{\parallel} V_{\parallel}^H R_r x = x \text{ et } W = M^{-1} \sum_r R_r^H V_{\perp} V_{\perp}^H R_r \quad (\text{II.14})$$

Où $M = \sum_r R_r^H R_r$, elle représente le nombre de points dans chaque partie de données de l'espace k sélectionnés par R_r . Ce résultat peut également être obtenu en multipliant la

première équation (II.13) à gauche avec R_r^H et en sommant par r . Puisqu’une opération de la forme $V_{\parallel}^H R_r$ calcule la corrélation avec chaque Kernel en V_{\parallel} lorsqu’elle est effectuée pour tous les positions r , elle peut être exprimé comme un ensemble de convolutions. Ceci s’applique aussi à son conjugué $\sum_r R_r^H V_{\parallel}$ et le produit symétrique $\sum_r R_r^H V_{\parallel} V_{\parallel}^H R_r$. Ainsi, par construction, W est une convolution avec un Kernel de matrice-valeurs où la matrice opère sur la dimension de canal. Alors que les opérations de $V_{\parallel} V_{\parallel}^H$ et $V_{\perp} V_{\perp}^H$ sont les projections, l’opération W est une moyenne des projections et donc Hermitienne et semi définis positif avec des valeurs propres inférieure ou égale à 1. Réécrivons la première contrainte de la matrice avec et en fusionnant toutes les équations identiques de la deuxième contraintes :

$$Wx = x \quad (\text{II.15})$$

$$\rho x = \rho y \quad (\text{II.16})$$

Où ρ est un masque qui sélectionne que les échantillons acquis dehors de la grille complète et les résultats de la fusion du chevauchement $P_r R_r$ pour toutes les parties. Les contraintes peuvent être appliquées de manière itérative comme en SPIRiT qui est différents seulement dans l’opérateur W . Cela conduit à une reconstruction d’espace-nulle [21], qui a été développé indépendamment par Zhang et al., et rapporté dans [19]. Lustig [14] a développé ces notions en utilisant une nouvelle approche de calcul efficace dans laquelle l’association à des méthodes basées-SENSE est nécessaire.

II.3.2.3 Carte sensibilité comme un problème de valeur propre

La méthode de l’espace nulle calcule la solution dans l’espace nul de $W - I$, tandis SENSE calcule la solution dans le sous-espace engendré par les sensibilités des bobines. Ceci suggère que ces sous-espaces peuvent être explicitement identifiés. La solution x doit satisfaire $Wx = x$; cependant, par définition, x appartient à un sous-espace engendré par les vecteurs propres de W correspondant à la valeur propre ‘1’. Si nous écrivons x en fonction de l’espace k de l’image originale pondérée par la sensibilité de la bobine, on obtient :

$$x = FSm \quad (\text{II.17})$$

Où

- m : l’aimantation
- $S = [S_1 S_2 \dots S_N]^T$ est un vecteur de la sensibilité des bobines. En remplaçant x de l’équation II.17 dans l’équations II.15, nous obtenons :

$$WFSm = FSm \quad (\text{II.18})$$

En appliquant une transformée de Fourier inverse sur les deux côtés de l’équation, il en résulte que le vecteur des images bobines est un vecteur propre de $F^{-1}WF$ de valeur propre ‘1’ :

$$F^{-1}WFSm = Sm \quad (\text{II.19})$$

Si nous effectuons une décomposition en valeurs propres directe de W , nous pouvons trouver les sensibilités explicitement car l’opérateur W est une convolution de matrice-valeurs

semi-définis positif [20], il découple dans les opérations matrice semi-définie positives point par point dans le domaine d'image.

$$F^{-1}WF | q = G_q \quad (II.20)$$

La décomposition en valeurs propres de l'opérateur W est simplifiée à la résolution d'une décomposition en valeur propre de plus petit G_q pour chaque position q dans l'espace image. Les étapes d'une procédure possible pour le calcul de G_q de k Kernel dans $V_{||}$ sont illustrées dans la Figure II.11.

Soit $\vec{S}(q) = [S_1(q)S_2(q)S_3(q)\dots\dots S_N(q)]$ les sensibilités à la position spatiale q et $m(q)$ l'aimantation à cette position, l'équation (II.20) se simplifie à :

$$G_q\vec{S}(q)m(q) = \vec{S}(r)m(q) \quad (II.21)$$

À des positions où $m(q)$ est non nul, on obtient une condition pour les sensibilités :

$$G_q\vec{S}_q = \vec{S}_q \quad (II.22)$$

Ainsi, les cartes de sensibilité explicites peuvent être trouvés par la décomposition en valeurs propres de tous G_q les en choisissant seulement les vecteurs propres correspond à la valeur propre $\lambda = 1$. Ceci est représenté dans la Figure II.11 pour les données d'une bobine tête huit canaux. Aux positions où aucune valeur propre $\lambda = 1$ se trouve, les sensibilités sont nulle. Ces positions correspondent à des positions sans signaux. Les vecteurs propres sont définis seulement jusqu'à la multiplication d'un nombre complexe arbitraire. Pour cette raison, la norme des vecteurs propres à chaque position est normalisée à un seul canal choisi arbitrairement, il est utilisé comme une référence avec une phase nulle [22].

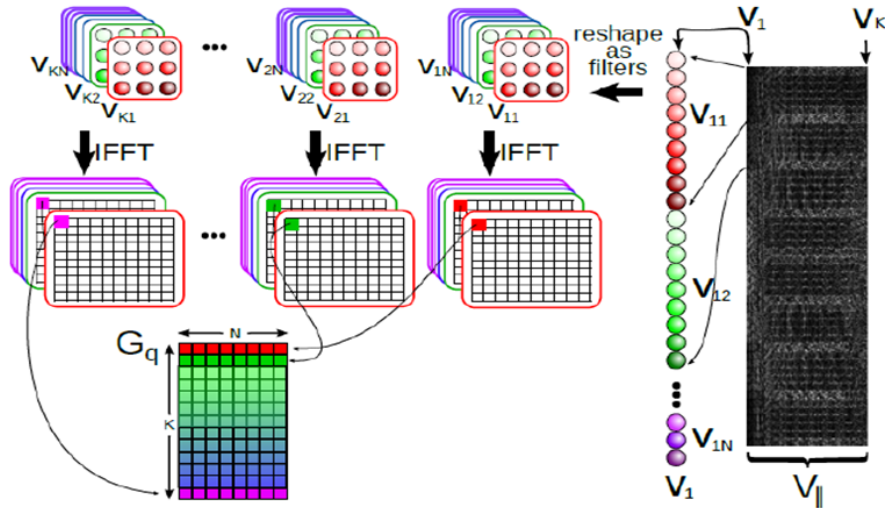


FIGURE II.11 – Construction des matrices G_q : moyen efficace pour calculer les valeurs et les vecteurs propres de W . Chaque vecteur de base dans $V_{||}$ est renversé dans un noyau de convolution dans l'espace k. Les circonvolutions peuvent être efficacement mises en œuvre multiplications dans l'espace de l'image, résultant une matrice G_q de taille $K \times N$ séparé dans chaque position de l'espace image, où K est le nombre de noyau en $V_{||}$ (qui représente le rang de la matrice de calibration A). $G_q = G_q^H G_q$.

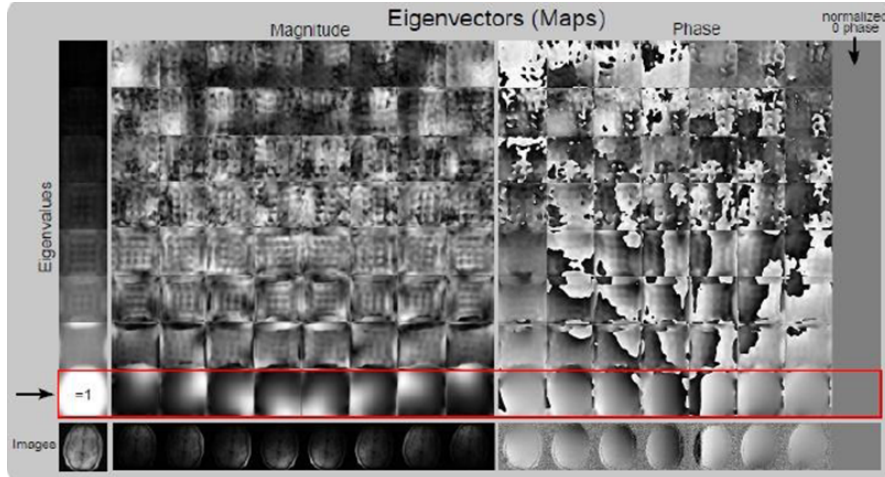


FIGURE II.12 – Cartes de sensibilité explicite à partir des données d'échantillonnage automatique à l'aide d'une décomposition en valeurs propres.

La Figure II.12 montre les valeurs propres et les vecteurs propres de tous les G_q a été calculée comme la transformée de Fourier de l'opérateur de reconstruction W pour les données d'une bobine-tête huit canaux utilisant une région de calibration de 24×24 dans l'espace k et une taille du noyau de 6×6 . La colonne à gauche représente les valeurs propres obtenues en augmentant l'amplitude de haut en bas. Les valeurs propres ' $= 1$ ' apparaissent dans des positions où il ya le signal dans l'image.

La Figure II.12 (à droite) représente l'amplitude et la phase des cartes de vecteurs propres pour chaque valeur propre à toutes les positions spatiales. Les vecteurs propres correspondant aux valeurs propres ' $= 1$ ' représentent les cartes de sensibilité. La dernière ligne de la Figure II.12 représente l'amplitude et la phase des images bobines individuelles. La norme des vecteurs propres à chaque position est normalisée à un et le huitième canal est utilisé comme une référence de phase nulle.

Dans le cas idéal, il n'y a qu'un seul vecteur propre à valeur propre ' $= 1$ ' à chaque position, et toutes les autres valeurs propres sont $\ll 1$.

II.3.2.4 Implémentation utilisant Soft-SENSE

Après calcul d'un seul ensemble de carte de sensibilités, une reconstruction SENSE standard peut être réalisée. Dans certains cas, des erreurs dans l'acquisition conduisent à l'apparition de multiples vecteurs propres de valeur propre ' $= 1$ ' ou valeurs propres supplémentaires inférieures à un, indiquant des composantes de signal qui ne peuvent être expliqués en termes du modèle SENSE [14]. la forme suivante :

$$G_q = \sum_{j=1}^{M_q} \lambda_j(q) \vec{S}_{j(q)} \vec{S}_j^H(q) \quad (\text{II.23})$$

Où

M_q est souvent égale à un ou deux et tous les λ_j sont proche de un. Ce qui motive l'extension du processus de reconstruction : Au lieu d'utiliser un seul ensemble de carte de sensibilité, l'équation $m_i = S_i m$ est étendue à une reconstruction SENSE "soft", qui utilise un modèle basé sur multiples (M) de composants de l'image m^j et de multiples

ensembles de cartes de sensibilités S^j :

$$y_i = PF \sum_{j=1}^{M_q} (S_i^j m^j) \quad (\text{II.24})$$

Une solution des moindres carrés de cette équation donne alors plusieurs images (composants d'image) m^j à la fois. Dans la plupart des applications, le premier composant peut être utilisé comme une reconstruction, tandis que les autres éléments représentent des erreurs qui ne doivent pas être prise en compte lors de la reconstruction afin d'éviter les artefacts. Si les autres composants représentent le contenu de l'image et ne peuvent pas être éliminées, il est nécessaire de faire une combinaison d'amplitude pour éviter les pertes du signal due à la phase nulle. Une autre possibilité consiste à calculer les images bobines individuelles selon $m_i = \sum_{j=1}^{M_q} (S_i^j m^j)$ puis les combinées dans une étape post-traitement (post-processing) similaire à GRAPPA.

Afin d'améliorer la qualité des images reconstruite par la technique d'IRMp, nous avons associé à la méthode de reconstruction ESPIRiT, une nouvelle méthode très efficace appelé Compressed Sensing (acquisition compressée).

II.3.3 Echantillonnage compressé (Compressed Sensing)

L'échantillonnage compressé (Compressed Sensing (CS)) est une nouvelle méthode permettant l'acquisition efficace de signaux parcimonieux. Un de ses succès les plus convaincants concerne l'accélération d'acquisition en IRM par un sous-échantillonnage de la transformée de Fourier. Nous introduirons les concepts de base de l'échantillonnage compressé et nous verrons comment les représentations parcimonieuses d'image peuvent être utilisées pour obtenir des images de très bonne qualité.

L'échantillonnage compressé est basé sur 3 points importantes :

1. présentation parcimonieuse.
2. échantillonnage incohérent.
3. reconstruction du signal.

La Figure II.13 illustre un exemple d'une représentation parcimonieuse consistant en la décomposition du signal sur un dictionnaire comprenant un nombre d'éléments (ou atomes) très supérieur à la dimension du signal. Cette décomposition va introduire dans la nouvelle représentation du signal x un grand nombre de valeurs nulles, on parle de représentation parcimonieuse pour cette raison.

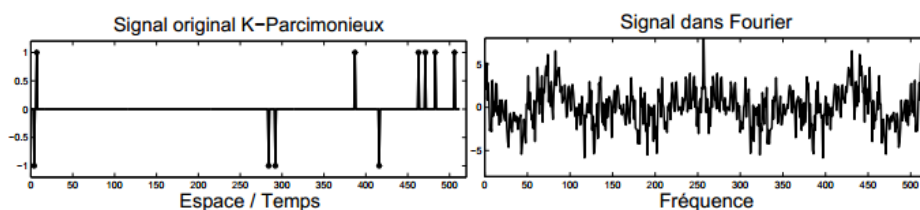


FIGURE II.13 – Représentation parcimonieuse d'un signal.

L'information de l'image est concentrée sur quelques coefficients, si on échantillonne ces coefficients uniquement, on peut reconstruire parfaitement l'image.

On considère un signal x à valeur réelle, à une dimension et de longueur finie, que l'on notera sous la forme d'un vecteur colonne de longueur N , on peut agencer les données pour former un long vecteur.

On considère un signal x à valeur réelle, à une dimension et de longueur finie, que l'on notera sous la forme d'un vecteur colonne de longueur N , on peut agencer les données pour former un long vecteur.

On exprime ce signal dans une base ψ telle que $x = \psi s$. On souhaite choisir la base telle que la majorité des coefficients de s soient nuls, c'est-à-dire que x est parcimonieuse dans la base ψ . Ces bases sont connues et habituellement utilisées pour comprimer le signal de départ. L'acquisition comprimée propose de directement acquérir la version compressée du signal ce qui évite de traiter les échantillons inutiles [23].

Le processus de mesure linéaire utilisé consiste à faire M produits scalaires, avec $M < N$, entre x et une collection de vecteurs ϕ_j , j allant de 1 à M .

On obtient ainsi les échantillons de mesures $y_j = \langle x | \phi_j \rangle$. Considérant la matrice de mesure ϕ ayant pour colonnes les ϕ_j , on peut alors écrire y comme :

$$y = \phi x = \phi \psi s = \theta s \text{ (avec : } \theta = \phi \psi \text{)} \tag{II.25}$$

La conception de la matrice de mesure doit permettre de pouvoir retrouver les signaux les plus parcimonieux. Pour cela, ces matrices de mesure doivent suivre certaines propriétés dont l'une est appelée RIP (Restricted Isometry Property). De plus ϕ doit être incohérente par rapport à ψ . Il s'avère que ces propriétés sont satisfaites avec une grande probabilité simplement en choisissant aléatoirement ϕ (Voir Figure II.14).

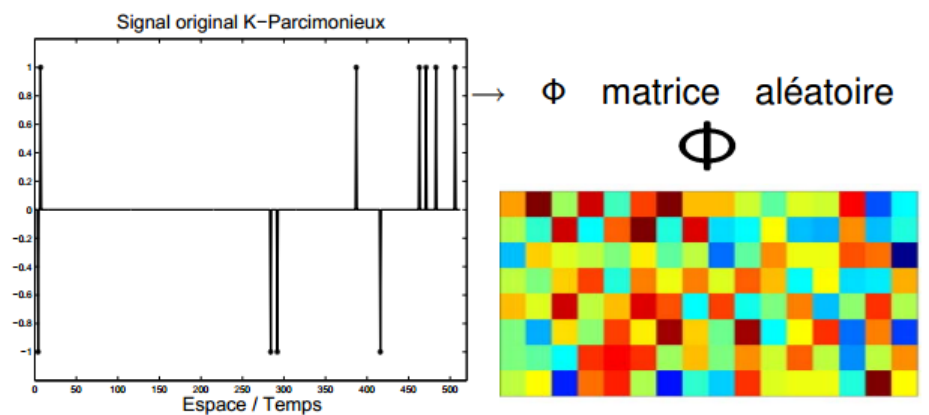


FIGURE II.14 – Échantillonnage incohérent du signal.

La dernière étape du processus d'acquisition comprimée est la reconstruction du signal de départ. On connaît pour cela les M valeurs de y , la matrice de mesure utilisée ainsi que la base ψ . L'algorithme de reconstruction cherche à retrouver les coefficients de s , il est ensuite simple grâce à la connaissance de ψ de retrouver x , le signal de départ.

Il existe une infinité de solution à l'équation (II.25) , cependant on cherche la solution minimisant une certaine norme. La norme L_2 mesure l'énergie du signal, c'est pourquoi en faisant une L_2 minimisation, on ne retrouver jamais un résultat qui est K-parcimonieux. La norme L_0 mesure la parcimonie du signal (on compte le nombre d'éléments non nuls), l'optimisation

$$\hat{s} = \operatorname{argmin} \|\hat{s}\|_0 \quad (\text{II.26})$$

Tel que $\theta \hat{s} = y$ donne un bon résultat.

L'inconvénient est que ce problème n'est pas calculable numériquement. Il a été démontré que l'optimisation basée sur la norme L_1 permet de retrouver exactement un signal K-parcimonieux, de plus le problème de la L_1 minimisation est convexe [24].

La technique CS-IRMp (Compressed sensing-imagerie parallèle) utilise la technique d'échantillonnage compressé (CS). C'est une méthode très efficace permettant d'avoir des images de haute qualité avec un temps d'acquisition très court.

De nombreuses images IRMp peuvent être transformées dans un domaine compressible par ondelettes ou par différences finies. La transformée d'ondelette discrets (DWT) est couramment utilisée.

Une grande variété du modèle de sous-échantillonnage d'espace k , ont été étudiés dans le contexte de l'IRMp. Le sous-échantillonnage aléatoire uniforme à densité variable est le plus utilisé car il présente plus d'échantillons au centre de l'espace k , où le signal est plus concentré par rapport à l'extérieur [25].

II.4 CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés aux principes de l'IRMp, nous avons également évoqué la méthode SENSE et ces limites, ensuite nous avons démontré la nouvelle méthode de reconstruction ESPIRiT, pour objectif d'avoir une reconstruction de qualité améliorée. puis on associer l'échantillonnage compressif avec la méthode ESPIRiT pour obtenir des images de haut qualité.

———— CHAPITRE III ————

APPLICATION À LA RECONSTRUCTION
D'IMAGES EN IMAGERIE PARALLÈLE

III.1 INTRODUCTION

A travers ce chapitre, nous allons présenter une description des résultats obtenus par différentes approches de reconstruction telles que la reconstruction SENSE, ESPIRiT et CS-ESPIRiT (compressed sensing-ESPIRiT) décrites au chapitre II. Nous allons détailler les étapes par lesquelles nous nous sommes passés pour effectuer une reconstruction ESPIRiT. Nous étudierons par la suite les paramètres de performance permettant d'évaluer la qualité des images reconstruites. Les images reconstruites par la méthode CS-ESPIRiT sont d'aussi bonne qualité que celles reconstruites par les autres méthodes de reconstruction. L'évaluation de la qualité des images reconstruite est une étape nécessaire. L'objectif est de montrer que cette méthode est la mieux adaptée et permet de réaliser des images à haute résolutions. Pour atteindre ce but, nous avons étudié la qualité des images reconstruites qualitativement et quantitativement en utilisant le pic de signal sur bruit (PSNR) et l'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE).

III.2 RECONSTRUCTION ESPITRiT

ESPIRiT est une méthode qui utilise le sous-espace de données multi-bobines avec une région de lignes d'autocalibrations au centre de l'espace k . Une décomposition en valeur propre de la matrice de calibration est nécessaire. Il s'agit d'une démonstration sur la façon de générer les cartes ESPIRiT responsable à la reconstruction. L'algorithme de la Figure III.1 décrit ces étapes de reconstruction. Il est possible de lancer l'exécutable avec certains paramètres d'entrées : Les données d'espaces k acquises d'un réseau de bobines 8 canaux, un facteur d'accélération R , un nombre de lignes d'autocalibration et un nombre d'itération. L'algorithme permet l'acquisition des images bobines ; la combinaison entre ces images forme l'image reconstruite finale, les images reconstruites sont évalué par la mesure quantitative et qualitative.

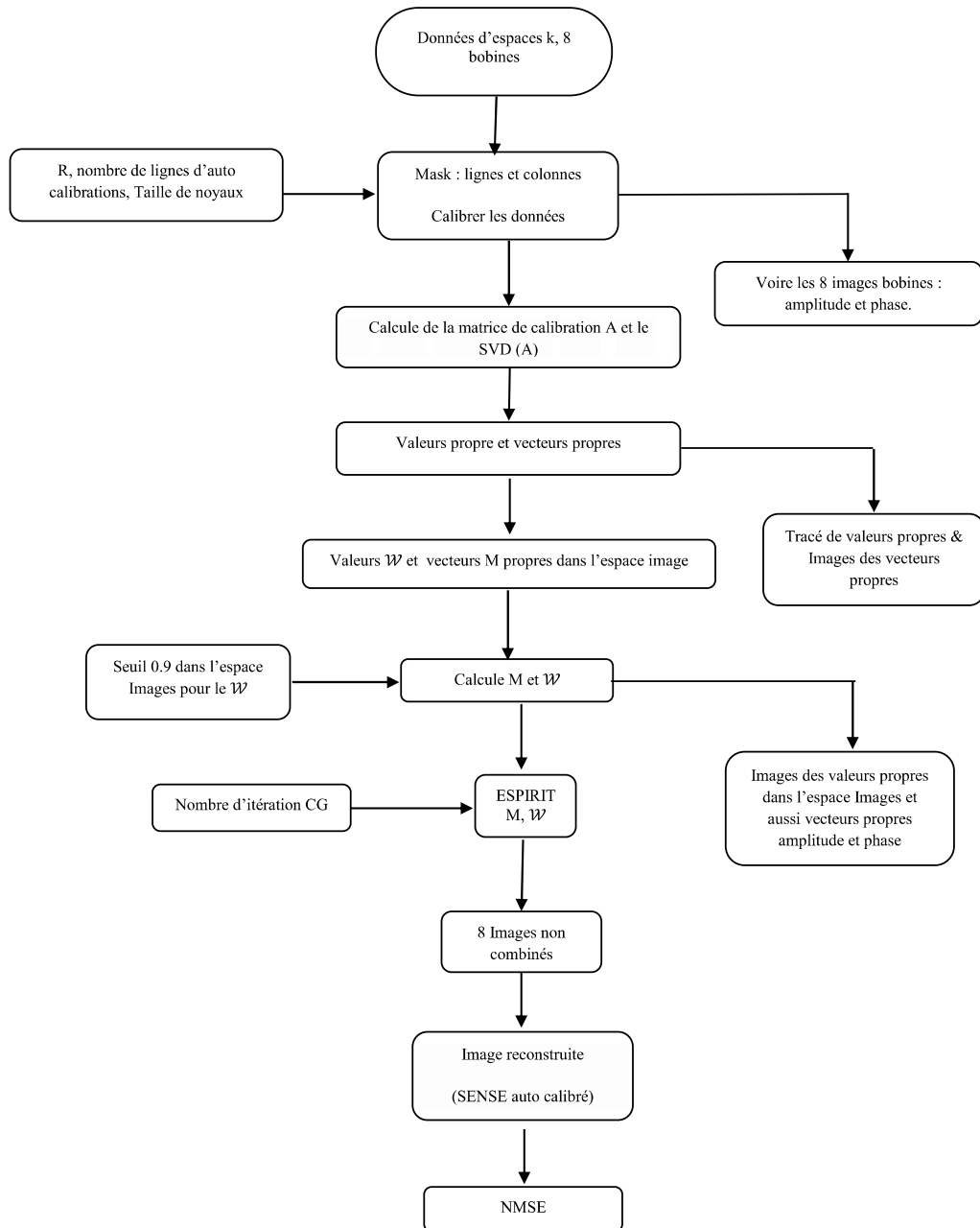


FIGURE III.1 – Algorithme de reconstruction ESPIRiT généralisée.

III.3 PARAMÈTRES DE PERFORMANCE

III.3.1 Rapport signal sur bruit (PSNR)

Le rapport signal sur bruit (Peak signal-to-noise ratio), PSNR souvent abrégé, est un terme d'ingénierie pour le rapport entre la puissance maximale possible d'un signal et la puissance du bruit corruptrice qui affecte la fidélité de sa représentation. Le PSNR est généralement exprimée en termes de l'échelle des décibels logarithmique car de nombreux signaux ont une très large gamme dynamique. Le PSNR est le plus souvent utilisé pour mesurer la qualité de la reconstruction par rapport à l'image originale. Le signal dans ce cas est les données d'origine, et le bruit est l'erreur introduite par reconstruction. Le PSNR est une approximation de la perception humaine de la qualité de la reconstruction. Bien qu'un PSNR supérieur indique généralement que la reconstruction est de meilleure qualité, dans certains cas, il ne peut pas. Il faut être extrêmement prudent avec le domaine de validité de cette métrique ; il est seulement valide de façon concluante lorsqu'il est utilisée pour comparer les résultats du même contenu.

Le PSNR est plus facilement définie par l'erreur quadratique moyenne (MSE) :

MSE est définie pour 2 images I et K de taille $m \times n$ comme :

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(i, j) - K(i, j)]^2 \quad (\text{III.1})$$

Le PSNR (en dB) est défini comme suit :

$$\begin{cases} PSNR = 10 \log_{10}\left(\frac{MAX_I^2}{MSE}\right) = 20 \log_{10}\left(\frac{MAX_I}{\sqrt{MSE}}\right) \\ PSNR = 20 \log_{10}(MAX_I) - 10 \log_{10}(MSE) \end{cases} \quad (\text{III.2})$$

Où, MAX_I (la dynamique du signal) est la valeur de pixel maximale possible de l'image.

III.3.2 Erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE)

Le NMSE (Normalized mean squared error) est défini comme le rapport entre la somme des carrés de la différence entre les deux images, image référence et image reconstruite, et la puissance totale de l'image référence calculer par la somme des carrés.

$$NMSE = \frac{\sum ||I^{reference}(x, y)| - |I^{recon}(x, y)||^2}{\sum |I^{reference}(x, y)|^2} \quad (\text{III.3})$$

Où : $I^{reference}$ est un vecteur contenant tous les pixels dans la ROI de l'image de référence et I^{recon} est le vecteur correspondant de l'image reconstruite. Le dénominateur est un facteur de normalisation correspondant à l'énergie totale de l'image de référence.

III.4 ENVIRONNEMENT DU TRAVAIL ET DONNÉES

MATLAB est l'abréviation de Matrix LABoratory, c'est un environnement puissant, complet et facile à utiliser destiné au calcul scientifique. Il apporte aux chercheurs et à tout scientifique un système interactif intégrant calcul numérique et visualisation. C'est un environnement performant, ouvert et programmable qui permet de remarquables gains de productivité et de créativité. Pour de telles raisons, MATLAB était le choix d'élection pour notre étude.

Les données reconstruites ont été implémentées sous Matlab R2015b, et exécuté sur PC (Intel(R) Pentium(R), 4 GB de RAM). Il est important de décrire les données réelles fournies sur lesquelles nous avons appliqué nos algorithmes de reconstruction : Trois types de données ont été choisis pour la reconstruction. L'image cerveau (brain Full), image repliée (smallFov) et image genou (Knee).

Les ensembles de données sont stockés dans une paire de fichiers : L'un en en-tête (.hdr) et l'autre sous forme de données brutes (.cfl) complex float.

III.4.1 Images réelles

Utiliser des données réelles permet de valider la robustesse des algorithmes. C'est pourquoi nous avons appliqué les méthodes proposées sur différents types d'images réelles : Image à champ de vue complet, image à champ de vue réduit et image genou décrites dans les sous sections suivantes.

III.4.2 Image cerveau (Brain)

Les données d'une image IRM cerveau (Brain Full) pondéré en T_1 sont utilisées dans nos applications. Ces données sont acquise d'un scanner IRM 1,5 Tesla (GE, Waukesha, WI) en utilisant une bobine tête 8 canaux, elles représentent une coupe à travers un volume 3D de séquence spoiled gradient écho (SPGR). Les paramètres utilisées lors de l'acquisition sont les suivants : $TE = 8ms$, $TR = 17,6 ms$, un champ de vision (FOV) de $20cm \times 20cm \times 20cm$ pour une résolution isotrope $1mm^3$.

III.4.3 Image repliée (SmallFov)

Les données d'une image brain à champ de vue réduit par rapport à l'objet à imagé (repliée) ont été appliquée à l'entrée de notre algorithme. Elles représentent une coupe 2D de séquence écho de spin. Les données de l'image ont été acquise avec les paramètres suivants : $TR = 550ms$, $TE = 14ms$, taille de la matrice : 320×168 , épaisseur de coupe : $3mm$ et un champ de vue (FOV) de $200mm \times 150mm$ inférieur à l'objet imagé dans la direction d'encodage de phase.

III.4.4 Image genou (Knee)

L'ensemble de données a été acquis sur un scanner GE CLINICAL 3 T. Les données brutes utilisées à ce niveau sont stocké dans un format indépendant du vendeur, un format personnalisé utilisé par Lustig et al. Ce format représente un paire de fichiers : Un fichier

d'en-tête (*.hdr) et un fichier de données brutes de l'espace k (*.cfl). Le fichier d'en-tête .hdr est un fichier texte qui décrit simplement les dimensions des données. Le fichier de données brutes .cfl est un fichier binaire contenant un bloc contigu unique de tableau de données de même dimensions décrites dans le fichier d'en-tête.

III.5 RÉSULTATS ET DISCUSSIONS

Les méthodes les plus largement disponibles sur les imageurs commerciaux récents sont la méthode SENSE et la méthode GRAPPA. L'objectif recherché dans ce mémoire est d'étudier la qualité des images reconstruites par une autre méthode récente et plus développée que ces dernières comme la méthode ESPIRiT. Pour cela, nous avons évalué les paramètres de performance cités ci-dessus afin d'étudier l'efficacité de la reconstruction ESPIRiT et de développée beaucoup plus, des images réelles ont été appliquées à l'entrée de nos applications. Les méthodes de reconstruction est appliquée sur des images réelles.

La boîte à outils de reconstruction avancée est un logiciel dans le cadre de la reconstruction des images pour l'imagerie par résonance magnétique computationnelle. Il se compose d'une bibliothèque de programmation et d'une panoplie de programmes de ligne de commande. La bibliothèque fournit des opérations communes sur des tableaux multi-dimensionnels, Fourier et ondelettes, ainsi que des implémentations génériques d'algorithmes d'optimisation itérative. Les outils de ligne de commande fournissent un accès direct aux opérations de base sur des tableaux multi-dimensionnels ainsi que les implémentations de nombreux étalonnage efficace et algorithmes de reconstruction pour l'imagerie parallèle et Compressed Sensing (CS).

III.5.1 Expérience sur les images

Dans notre étude, nous avons proposé d'introduire des données réelles afin d'étudier leur effet réel sur l'algorithme de reconstruction. Pour cela, nous avons appliqué l'algorithme ESPIRiT sur plusieurs types d'images réelles : une image à champ de vue complet (brain Full), une image à champ de vue réduit et une image genou décrites ci dessus.

Afin de vérifier l'efficacité de la reconstruction ESPIRiT, nous avons essayé de comparer cette dernière avec d'autres méthodes utilisées comme la compensation de densité par remplissage de zéro et la méthode SENSE.

III.5.1.1 Reconstruction par remplissage de zéro et ESPIRiT

III.5.1.1.1 Interpolation de remplissage de zéro (ZIP) :

- **Déffiniton** : Interpolation de remplissage de zéro (ZIP) est la substitution de zéros pour les points de données non mesurées afin d'augmenter la taille de la matrice des nouvelles données avant la transformée de Fourier de donnée IRM (MRI Data). Il en résulte des pixels plus petits que la résolution réelle de l'image. Le remplissage de zéro se produit dans la périphérie de l'espace k plutôt que le centre où la plupart de l'information (Figure III.2).

Par exemple :

- Matrice d'acquisition 256×256
- Matrice de reconstruction 512×512

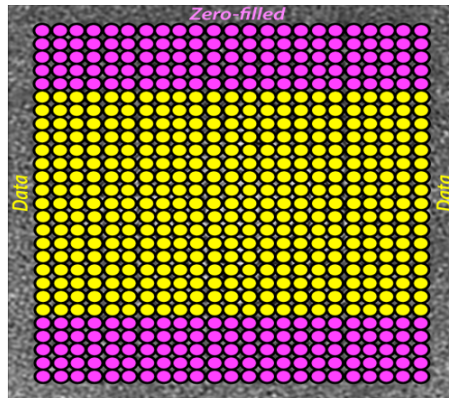


FIGURE III.2 – Exemple de remplissage de zéro.

Le remplissage par des zéros est très utilisé actuellement dans les applications cliniques. Il permet de réduire le temps d'examen sans perte de résolution ou SNR, depuis ce remplissage qui ne porte pas de bruit. Par conséquent le fond n'est plus affectée [27].

La Figure III.3 représente un exemple de remplissage de zéro. À gauche (du haut vers le bas), les images acquises avec données complètes sont des matrices de 128×128 et 256×256 respectivement. À droite (du haut vers le bas), un remplissage ZIP a été effectué. Les images montrent une augmentation de taille de la matrice à 256×256 et 512×512 respectivement. La qualité des images est améliorée.

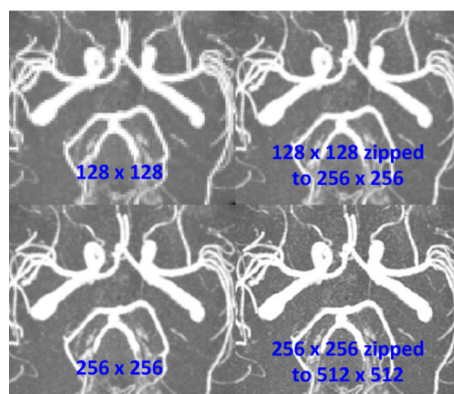


FIGURE III.3 – Exemples d'image sans et avec interpolation de remplissage de zéro (ZIP).

III.5.1.1.2 Reconstruction par le remplissage de zéro (zero-filled reconstruction) :

Dans cette expérience, nous avons essayé de reconstruire l'image cerveau en utilisant un remplissage de zéro. Pour ce faire, nous avons passé par une compensation de densité. La Figure III.4 représente l'espace k et l'image cerveau après la reconstruction par une compensation de densité.

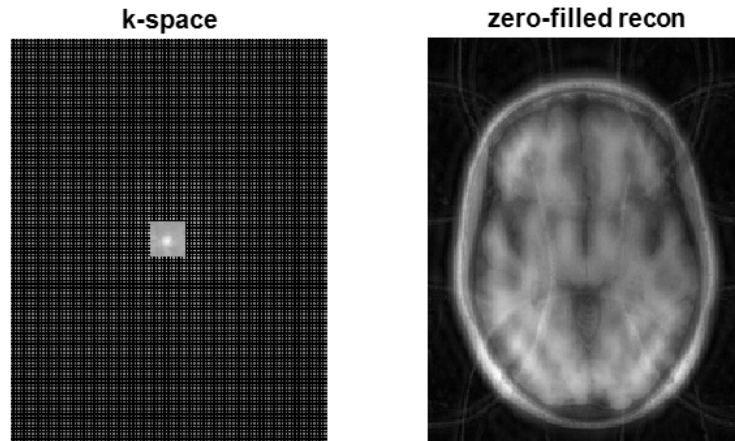
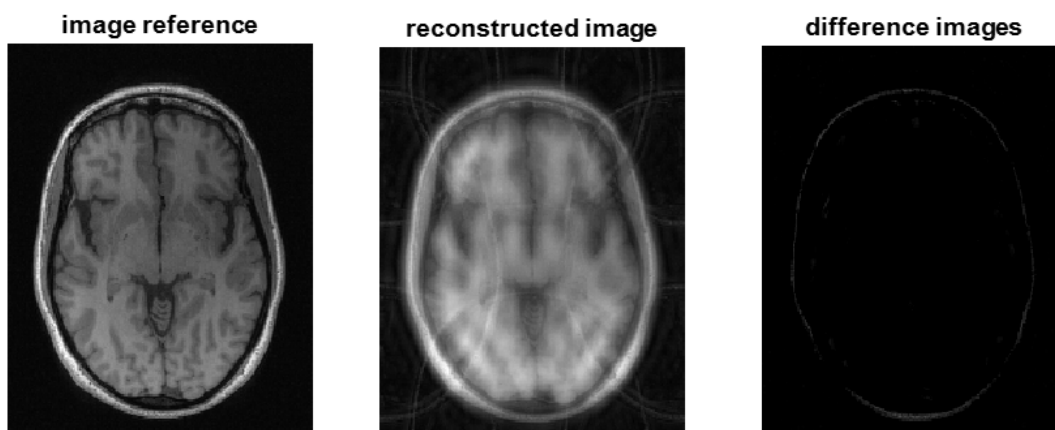


FIGURE III.4 – Remplissage de zéro de l'image sous échantillonnée et leur espace k.

Les résultats quantitatifs et qualitatifs de l'image reconstruite par une compansation de densité et l'erreur obtenu entre l'image reconstruite et l'image référence sont données par la Figure III.5.



PSNR=18.0431 dB
 NMSE=0.1827

FIGURE III.5 – Images reconstruites d'un cerveau avec remplissage de zéro. Gauche : image de référence. Au milieu : Images reconstruites après le remplissage de zéro et à droite leur différence avec l'image de référence.

III.5.1.1.3 Expérience sur l'image cerveau à champ de vue complet (reconstruction ESPIRiT) :

Les données d'une image cerveau (Brain-Full) de taille de 230x180 ont été reconstruites par l'algorithme ESPIRiT. La Figure III.6 représentent les images bobines à champ de vue complet.

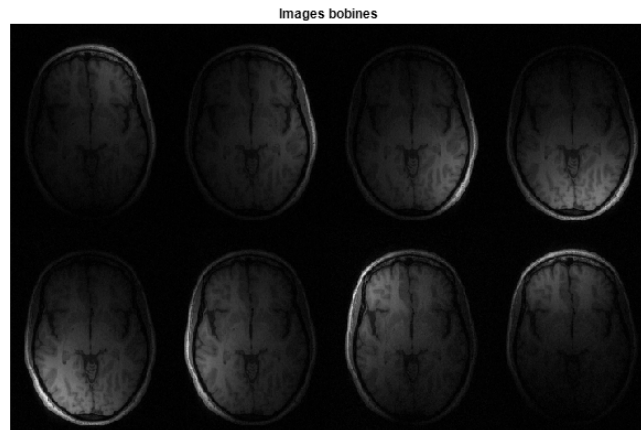


FIGURE III.6 – Images bobines de références.

Pour reconstruire ces images avec la méthode ESPIRiT, nous avons choisis un sous échantillonnage selon les deux directions d'encodage de phase ($R=2 \times 2=4$), un nombre de lignes d'autocalibration de 20, un facteur de régularisation de 0.01 et un nombre d'itération de 20 ont été choisis. Comme c'était mentionné en chapitre II, la reconstruction ESPIRiT nécessite le calcul des cartes de sensibilité à partir de la matrice de calibration et en passant par une décomposition en valeurs et vecteurs singulières. La Figure III.7 représente les valeurs propres calculées par la SVD de la matrice de calibration.

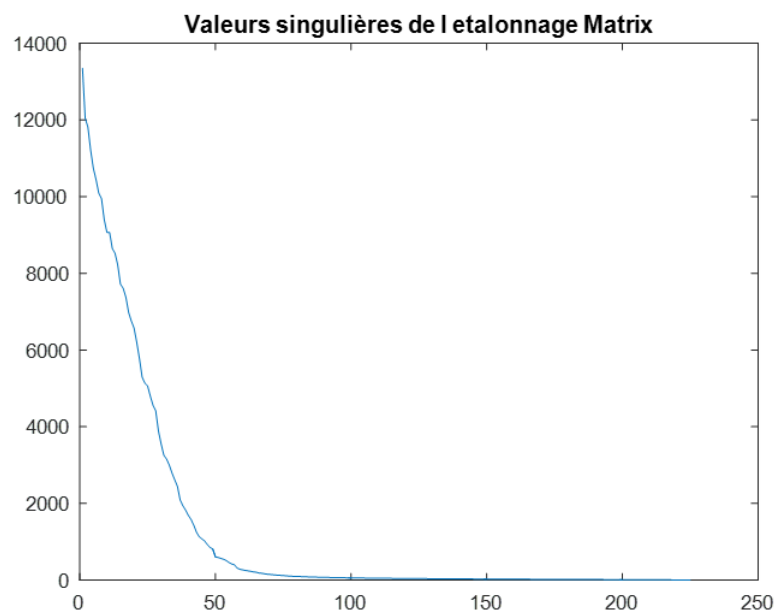


FIGURE III.7 – Valeurs propres acquises à partir d'une bobine 8 canaux.

La Figure III.8 représente les deux premières cartes des valeurs propres correspondant aux deux premiers ensembles de cartes de sensibilités portant l'information nécessaire à la reconstruction.

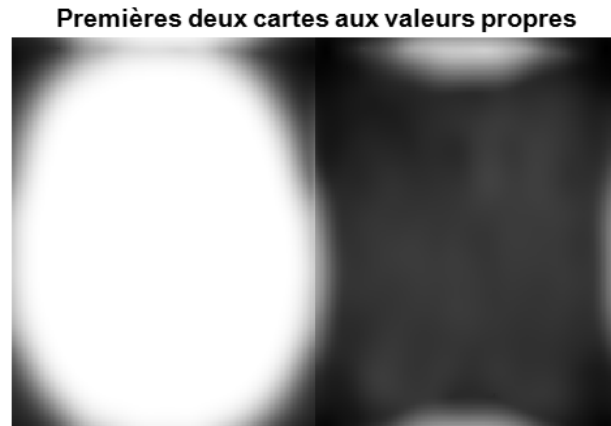


FIGURE III.8 – Cartes des valeurs propres des données d'autocalibration utilisant la SVD.

La Figure III.9 et la Figure III.10 représentent respectivement l'amplitude et la phase de 1^{er} ensemble de cartes de sensibilités.

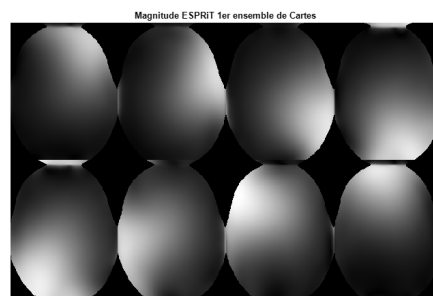


FIGURE III.9 – Amplitude des images bobines.

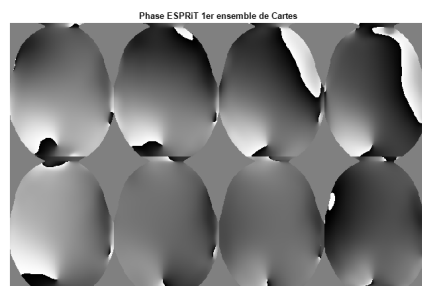


FIGURE III.10 – phase des images bobines.

La Figure III.11 représente l'image cerveau reconstruite par la méthode ESPIRiT.

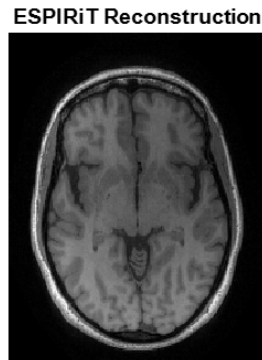


FIGURE III.11 – Image reconstruite par la méthode ESPIRiT.

Lors de la reconstruction de nos images nous avons passé par une méthode d'optimisation itérative simple et plus connu, c'est la méthode POCS (Projection Onto Convex Set). Elle est très efficace et elle permet d'avoir des résultats de reconstruction à partir des données de trajectoire arbitraire.

Dans cette partie, nous allons passer par un calcul d'erreur entre l'image reconstruite par un remplissage de zéro et l'image référence. Ce calcul sera comparé aux erreurs calculés entre l'image reconstruite par la méthode ESPIRiT utilisant un seul ensemble de cartes de sensibilité et l'image initiale.

La Figure III.12 représente la différence entre l'image reconstruite (remplissage de zéro (gauche) et ESPIRiT (droite)). Les résultats montre que la reconstruction ESPIRiT présente de très faible erreur par rapport à une componsation de remplissage de zéro. Cela indique que les cartes de sensibilité utilisées par la méthode ESPIRiT portent plus d'informations permettant d'avoir des résultats plus précis.

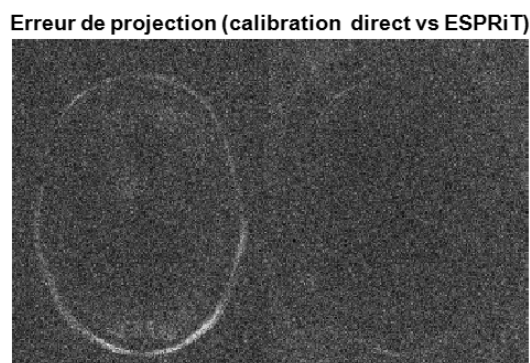


FIGURE III.12 – Erreur de projection de la calibration directe et de la reconstruction ESPIRiT.

Pour vérifier l'efficacité de la méthode ESPIRiT, différents tests ont été réalisés sur nos données. La qualité de l'image reconstruite a été évaluée par la mesure de certains paramètres de performance comme le NMSE et le PSNR. Dans ces testes, nous avons basé aussi sur l'aspect visuel.

La Figure III.13 représente l'image reconstruite par la méthode ESPIRiT en utilisant un sous échantillonnage 2D de facteur d'accélération $R = 2 \times 2$. La différence entre l'image reconstruite et celle de référence est représenté en 3^{eme} colonne de la figure.

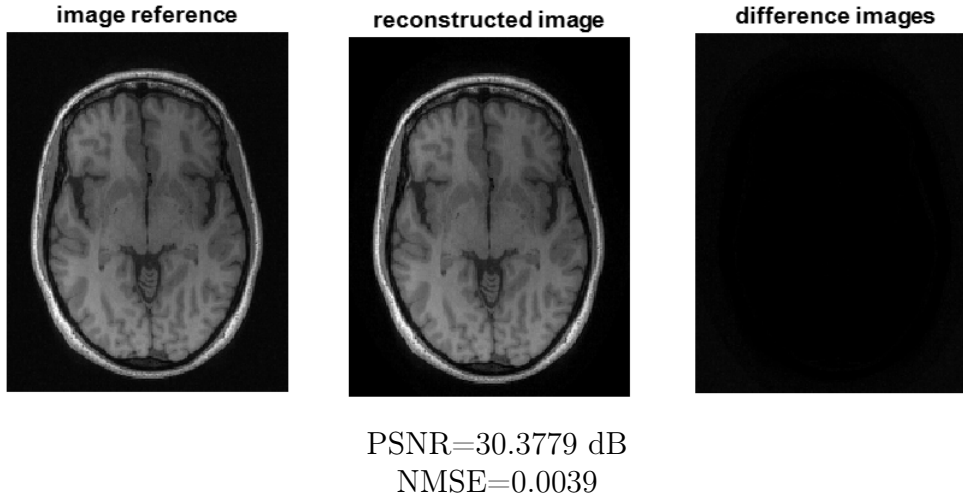


FIGURE III.13 – Images reconstruites d'un cerveau avec la méthode ESPIRiT avec régularisation. Gauche : image de référence. Au milieu : Images reconstruites dépend du facteur d'accélération $R=2 \times 2$ et à droite leur différence avec l'image de référence. .

Les résultats d'une évaluation qualitative et quantitative et l'erreur entre l'image reconstruite et l'image référence montrent que la qualité d'image reconstruite par la méthode ESPIRiT est beaucoup plus améliorée. Le NMSE est très réduit avec un PSNR acceptable.

Les résultats montrent aussi que la méthode itérative ESPIRiT est très efficace et donne des images de très bonne qualité comparant au remplissage de zéros. L'efficacité de notre implémentation proposée prouve le bon accord de notre modèle de formation d'image.

III.5.1.2 Reconstruction SENSE et ESPIRiT

III.5.1.2.1 Expérience sur image repliée d'un cerveau :

Dans cette étude, nous présentons les résultats quantitatifs et qualitatifs des méthodes de reconstruction SENSE et ESPIRiT sur des données d'image repliée c'est-à-dire à champ de vue réduit par rapport à l'objet à imagé. La méthode ESPIRiT nécessite l'utilisation de plusieurs ensembles de cartes de sensibilité alors que la méthode SENSE nécessite qu'un seul ensemble de carte de sensibilité.

La Figure III.14 représente les images bobines obtenues à partir des données d'espaces k de cette image repliée.

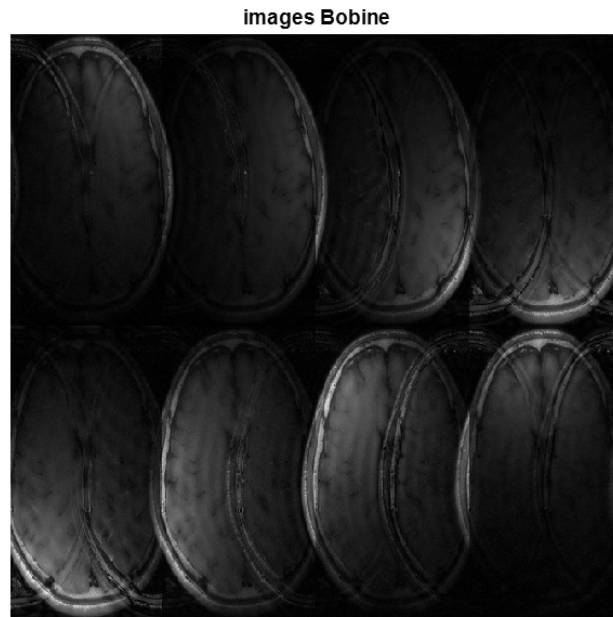


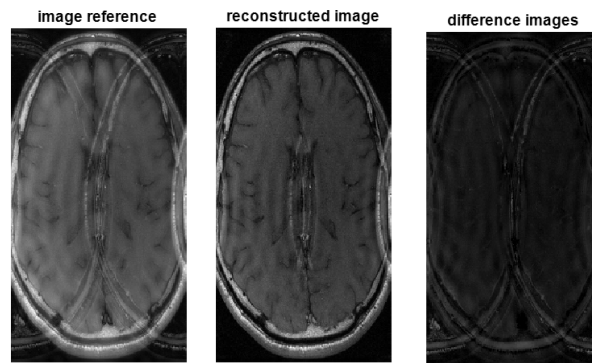
FIGURE III.14 – Images bobines.

Comme nous l'avons signalé, la reconstruction ESPIRiT nécessite des cartes de sensibilité calculées à partir de la matrice de calibration. La Figure III.15 représente les cartes de sensibilités obtenues en utilisant un sous échantillonnage uniforme $R=2 \times 2$.



FIGURE III.15 – Influence du FOV réduit sur la carte de sensibilités obtenue à partir d'une matrice de calibration. Carte de sensibilité pour une image à FOV réduit utilisant un sous échantillonnage 2D.

Les résultats obtenus avec chacune des méthodes de reconstruction : ESPIRiT et SENSE ont été comparé en choisissant le même facteur d'accélération $R=4$. Une évaluation qualitative et quantitative en utilisant un sous échantillonnage 2D ($R=4$) avec la méthode SENSE est représentée dans la Figure III.16.

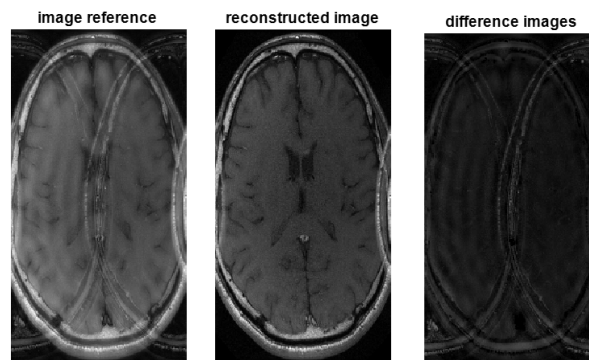


PSNR=45.6638 dB
NMSE=0.0956

FIGURE III.16 – Images reconstruites de sujet réel (image repliée) par la méthode SENSE avec régularisation. Gauche : Données initiales. Au centre : Images reconstruites dépend du facteur d'accélération $R=4$ et à droite leur différence avec les données initiales.

Les résultats montrent que la qualité de l'image reconstruite est moins bonne par rapport à celle utilisant un champ de vue complet (brain Full).

La Figure III.17 représente l'image reconstruite par la méthode ESPIRiT. Une évaluation qualitative et quantitative en utilisant un sous échantillonnage 2D ($R = 2 \times 2$) à été établie.



PSNR=45.6638 dB
NMSE=0.0998

FIGURE III.17 – Images reconstruites de sujet réel (image repliée) par la méthode ESPIRiT avec régularisation. Gauche : Données initiales. Au centre : Images reconstruites dépend du facteur d'accélération $R=4$ et à droite leur différence avec les données initiales.

La Figure III.18 compare qualitativement les résultats de reconstruction obtenues par les deux méthodes : SENSE et ESPIRiT. Les résultats montrent que la reconstruction ESPIRiT améliore la qualité de l'image reconstruite par rapport à la reconstruction SENSE.

La méthode SENSE présente des artefacts sévères au centre de l'image. En revanche, la méthode ESPIRiT est capable de reconstruire le centre de l'image correctement. La reconstruction SENSE a échoué avec ce type de données.

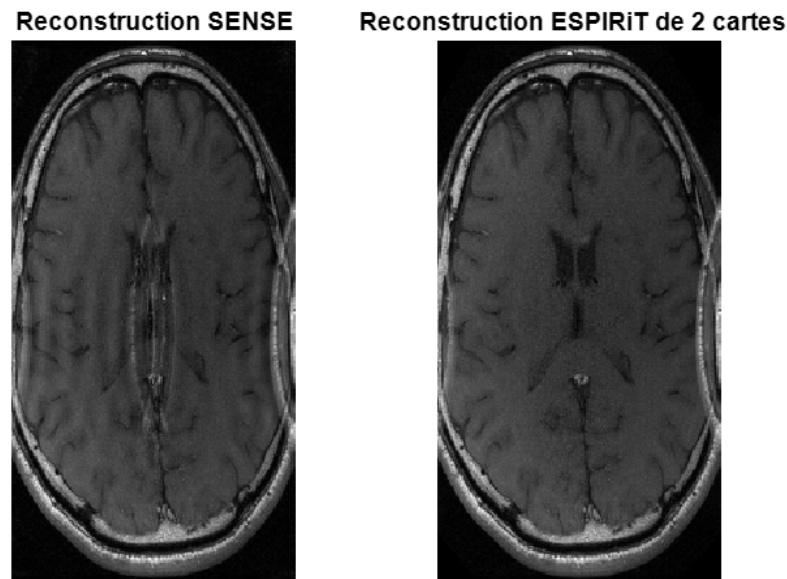


FIGURE III.18 – Qualité des images reconstruites de sujet réel avec les deux méthodes de reconstruction. De gauche à droite : Image reconstruite avec SENSE ; Reconstruction ESPIRiT.

Le tableau compare les résultats quantitatives obtenues par les deux méthodes de reconstruction. Les paramètres (PSNR et NMSE) calculés présente presque les même résultats ; ce qui indique que ces paramètres ne fonctionnent pas correctement à ce niveau.

Tableau III.1 : PSNR et NMSE de la méthode SENSE et ESPIRiT en fonction du facteur d'accélération R

Paramètres \ R	2 × 2	
	SENSE	ESPIRiT
Méthodes		
PSNR	45.6638 dB	45.6638 dB
NMSE	0.0956	0.0998

Les résultats quantitatifs et qualitatifs montrent que la méthode itérative ESPIRiT est très efficace et donne des images de très bonne qualité comparant aux méthodes SENSE.

III.5.1.3 Reconstruction L1-ESPIRiT

III.5.1.3.1 Expérience sur l'image genou (knee) :

Dans cette section, nous avons essayé d'améliorer la reconstruction ESPIRiT en associant cette méthode d'imagerie parallèle à une autre méthode récente appelé compressed sensing.

Cette nouvelle méthode nécessite l'utilisation d'un sous échantillonnage aléatoire comme c'était indiquée en chapitre II. Dans nos applications, nous avons utilisé un sous échantillonnage de variable densité poisson-disque. Les même paramètre utilisés dans la reconstruction ESPIRiT comme le nombre des lignes d'autocalibration, paramètre de régularisation ... etc, sont utilisés à ce niveau.

La Figure III.19 gauche représente nos données d'espace k en passant par un sous échantillonnage variable densité poisson disque. L'image obtenue par ces données est représenté par la même figure à droite. Cette image représente un genou d'un être humain.

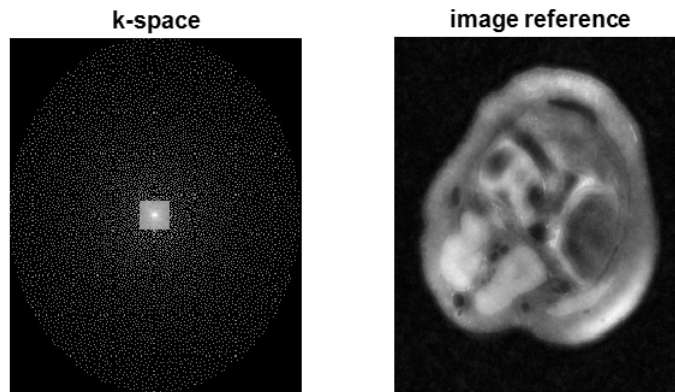


FIGURE III.19 – Espace-K aléatoire et l'image de référence.

En passant par une reconstruction CS-ESPIRiT (L1-ESPIRiT), l'image reconstruite en utilisant un seul ensemble de carte de sensibilité est donnée par la Figure III.20.



FIGURE III.20 – Image reconstruite par la méthode L1-ESPIRiT (ESPIRiT-compressed sensing).

Nous avons remarqués visuellement que la qualité de l'image reconstruite est beaucoup plus amélioré.

Pour vérifier l'efficacité de cette méthode nous avons essayé de comparé ce résultat avec le résultat donnée par une image reconstruite par une compenssation de densité. La Figure III.21 illustre une comparaison entre les images reconstruites par les deux méthodes.

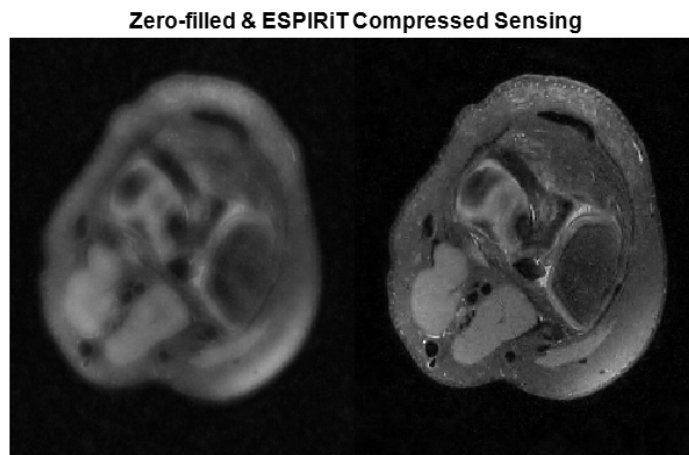


FIGURE III.21 – Comparaison entre l'image reconstruite par la méthode L1-ESPIRiT et le remplissage de zéro. Guoche : Image après remplissage, droite L1-ESPIRiT (ESPIRiT-compressed sensing).

Les résultats montre visuellement que la qualité de l'image reconstruite par une compenssation de densité s'améliore comparant à l'image obtenue directement en passant par un sous-échantillonnage aléatoire (Figure III.19 droite). Les résultats montrent aussi que la qualité de l'image reconstruite par la méthode L1-ESPIRiT donne une haute qualité d'image comparant a celle utilisant une compenssation.

La Figure III.22 illustre une comparaison entre l'image reconstruite par la méthode L1-ESPIRiT et l'image obtenue à partir d'un sous-échantillonnage aléatoire. La différence entre les deux images représenté à droite de la figure est importantes visuellement indiquant que la qualité d'image reconstruite par la méthode L1-ESPIRiT est beaucoup plus meilleur que celle obtenue directement d'un sous-échantillonnage.

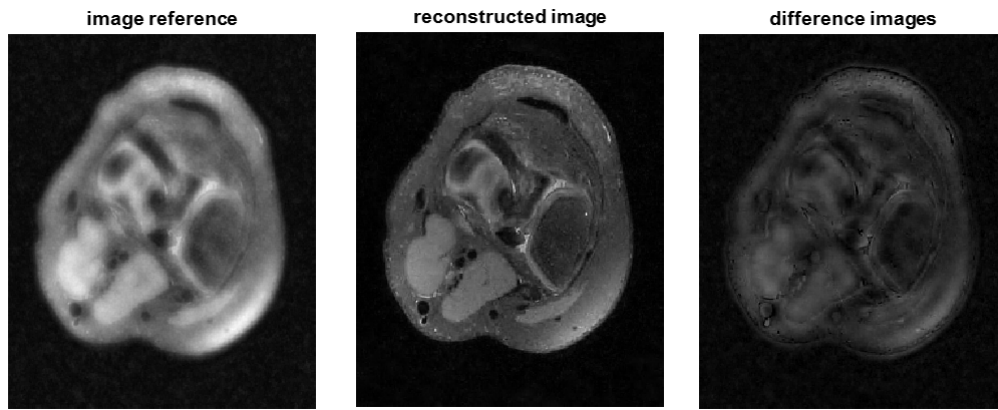


FIGURE III.22 – Images reconstruites d’un genou avec la méthode L1-ESPIRiT. Gauche : image de référence. Au milieu : Images reconstruites dépend du facteur d’accélération $R=2 \times 2$ et à droite leur différence avec l’image de référence.

Les résultats montrent que la qualité de l’image reconstruite par la méthode L1-ESPIRiT est meilleure comparant à celle reconstruite par la méthode ESPIRiT. Et montrent aussi que la reconstruction utilisant un sous échantillonnage aléatoire est meilleure que la reconstruction utilisant un sous échantillonnage uniforme.

Comparant les résultats des quatre méthodes de reconstruction : Remplissage de zéro, SENSE, ESPIRiT et L1-ESPIRiT (Imagerie parallèle compressed sensing) traités dans notre travail, nous avons remarqué que les images reconstruites par CS-ESPIRiT sont de très bonne qualité comparant aux images reconstruites par les autres méthodes utilisées.

III.6 CONCLUSION

Nous avons essayé à travers ce chapitre d’étudier la performance de la méthode de reconstruction ESPIRiT. Cette méthode est très efficace et assure une très bonne qualité d’image reconstruite. La reconstruction L1-ESPIRiT a amélioré beaucoup plus les résultats comparant à cette dernière. Elle a présentée des images de très bonne qualité avec un temp d’acquisition réduit.

CHAPITRE IV

DÉVELOPPEMENT D'UN LOGICIEL
ADAPTATIF APPLIQUÉ À L'IMAGERIE
PARALLÈLE

IV.1 INTRODUCTION

L'objectif de ce chapitre est de développer un logiciel sous environnement Matlab et le rendre exécutable afin de simuler la reconstruction de l'image numérique, et de comprendre en mieux le mécanisme de reconstruction de l'image IRM par l'utilisation de plusieurs méthodes d'imagerie parallèle évoquées dans les chapitres précédents : Remplissage de zéro, SENSE, ESPIRiT et L1-ESPIRiT.

IV.2 PARTIE EXPÉRIMENTALE

Dans le but de faciliter l'exécution des applications, et aussi pour rehausser la qualité de notre travail nous avons essayé de regrouper toutes les applications dans une interface réalisée sous Matlab R2015b avec le guide. Cette interface nous permet de traiter le problème de reconstruction. Nous chargeons les données d'images ou les signaux provenant de l'appareil IRM. Pour passer à l'étape de reconstruction utilisées dans ce mémoire.

IV.2.1 Présentation du guide

Le guide est un outil graphique, le placement des objets est réalisé par sélection dans la boîte à outil, mise en place et mise à dimension à l'aide de la souris. Un double-clic sur chaque objet permet de faire apparaître un menu avec les propriétés de cet objet. Leur modification et l'aperçu de ces modifications sont immédiats. Au final, le code est généré automatiquement et l'interface est enregistrée sous deux fichiers portant le même nom mais dont les deux extensions sont .fig et .m. Le premier contient la définition des objets graphiques. Le second contient les lignes de code qui assurent le fonctionnement de l'interface graphique.

IV.2.2 Réalisation du logiciel

Le logiciel doit permettre de visualiser les images reconstruites ainsi que les résultats issus des principales étapes des méthodes de reconstruction, afin de permettre à l'utilisateur d'en vérifier le déroulement. En effet, le domaine médical impose que tout algorithme soit effectué sous le contrôle humain.

Les schémas blocs de la Figure IV.1 résument le fonctionnement du logiciel implémenté.

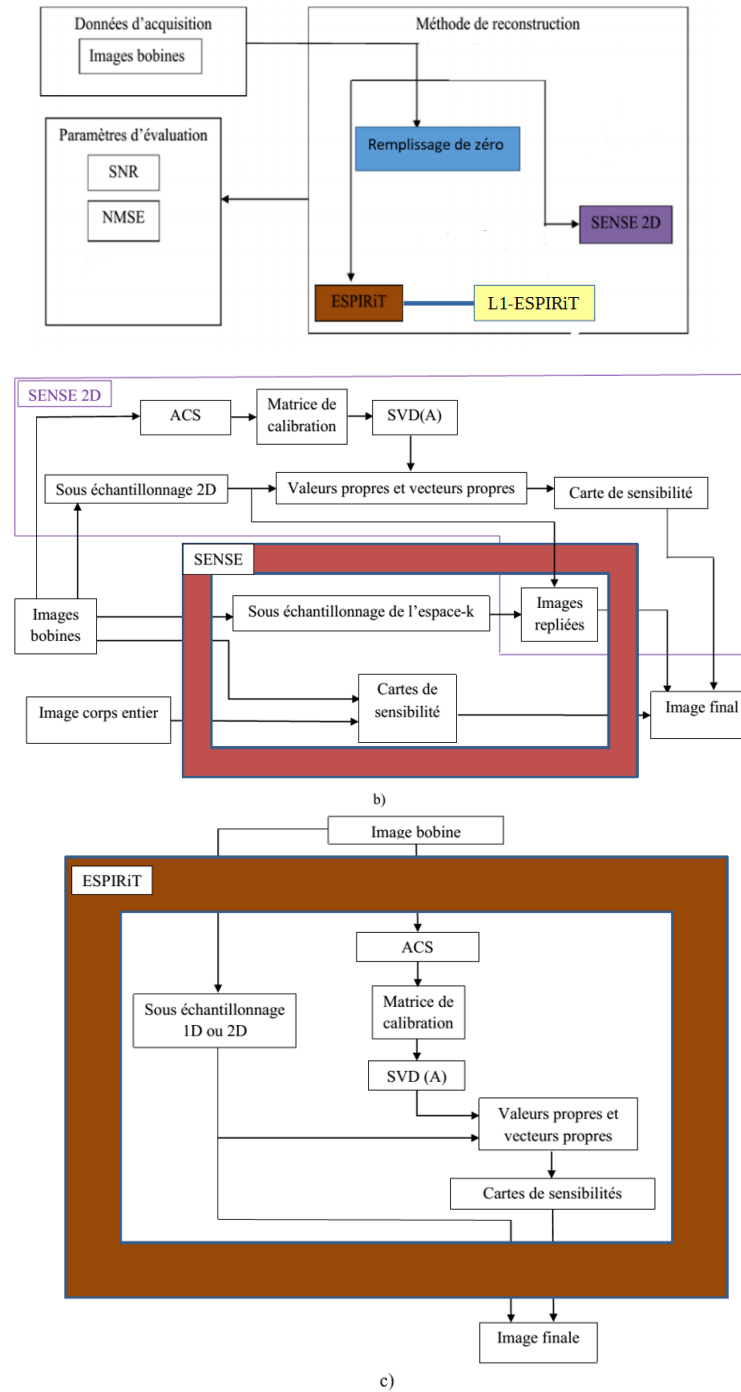


FIGURE IV.1 – Structure interne du logiciel implémenté. a) Schémas blocs principal. b) Reconstruction SENSE 1D et SENSE 2D. c) Reconstruction ESPIRiT.

La première étape consiste à choisir la méthode la plus adaptée à la reconstruction d'image. La première étape consiste à sélectionner les données désirées à reconstruire. L'étape suivante consiste à sélectionner la méthode la plus adaptée à la reconstruction d'image. Ces étapes nécessitent donc l'intervention humaine. L'utilisateur peut reconstruire l'image finale désirée en jouant sur les paramètres d'entrées.

IV.3 PRÉSENTATION DU SIMULATEUR

Le simulateur (Figure IV.2) est conçu autour d'une interface utilitaire graphique permettant la reconstruction d'images à partir de différentes méthodes de reconstruction parallèle choisies par l'utilisateur.

Cette interface est développée autour du logiciel Matlab en utilisant l'interface Guide. Nous décrivons par la suite les différentes parties élémentaires de l'interface graphique réalisée et nous présentons le rôle de chaque partie ainsi que les résultats de chaque méthode.



FIGURE IV.2 – Logo de logiciel.

La page d'accueil représentée par la Figure IV.3 permet d'accéder aux différentes méthodes de reconstruction telles que le remplissage de zéro, SENSE, ESPIRiT et L1-ESPIRiT. Les sous menus qui se trouvent dans le menu 'reconstruction' permettent de simuler les différentes méthodes de reconstruction en utilisant des images réelles tout en étudiant leurs qualités.

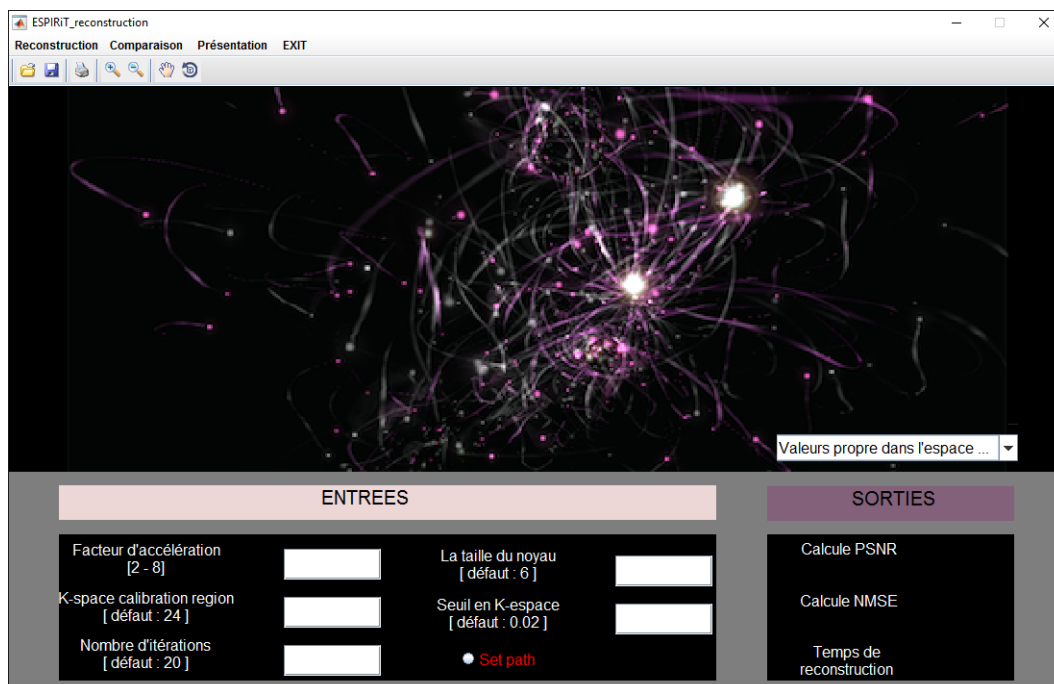


FIGURE IV.3 – Page d'accueil de logiciel.

Le simulateur est muni de deux barres :

- Barre de menu
- Barre de sous menu

IV.3.1 Barre de menu

La barre de menu est une association d'un texte et d'un icône. Il comporte :
1. Reconstruction, 2. Comparaison, 3. Présentation, 4. EXIT. Comme montre la Figure IV.4.

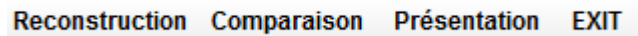


FIGURE IV.4 – Barre de menu.

1. Reconstruction : Permet à l'utilisateur d'accéder aux différentes méthodes de reconstruction.

- Remplissage de zéro
- L2-ESPIRiT
- L1-ESPIRiT

2. Comparaison : Pour comparer entre les résultats de la reconstruction.

- L2-ESPIRiT et L1-ESPIRiT (Cerveau)
- Remplissage de zéro et L1-ESPIRiT (Cerveau)
- Remplissage de zéro et L1-ESPIRiT (Genou)
- SENSE et ESPIRiT (Fov réduit)

3. Présentation : Une présentation de l'application (Figure IV.5).

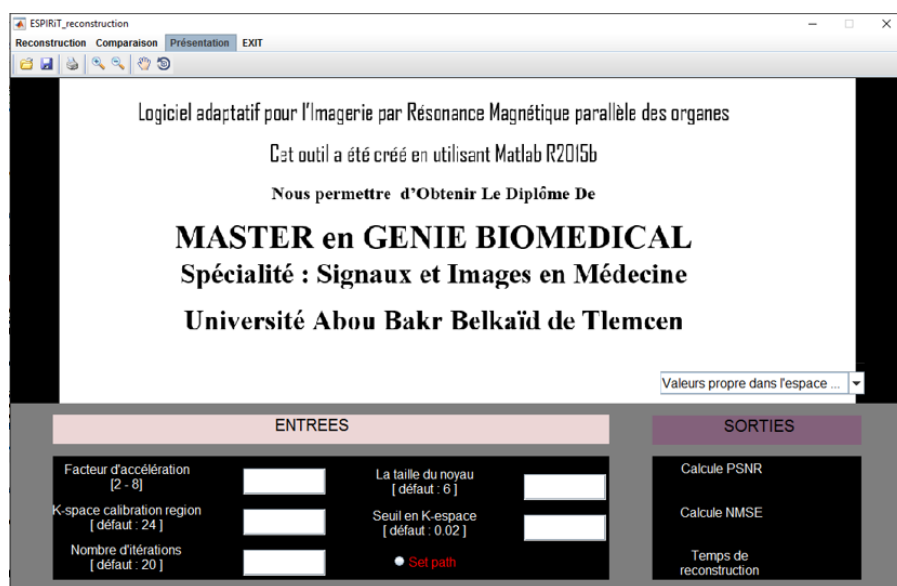


FIGURE IV.5 – Page de présentation.

4. **EXIT** : Bouton de sortie (Figure IV.6).

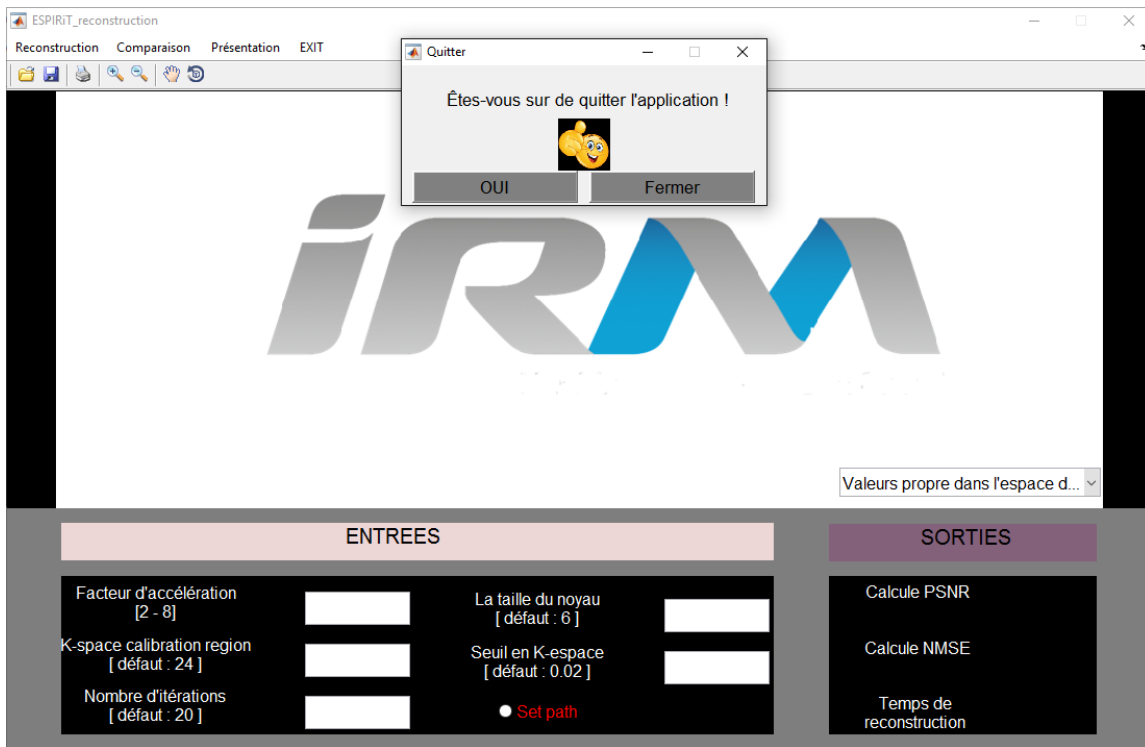


FIGURE IV.6 – Bouton EXIT.

IV.3.2 Barre de sous menu

La barre de sous menu est un élément d'interface graphique, rectangulaire, dans lequel est présentée une liste de commandes (Figure IV.7).



FIGURE IV.7 – Barre de sous menu.

La barre contient des options par exemple ouvrir un fichier, sauvegardé une image, zoom avant et arrière et rotation.

IV.4 PRÉSENTATION D'ENTRÉES ET DE SORTIES DE L'INTERFACE

Notre interface graphique consiste a réalisé des images IRM selon différentes méthodes de reconstruction étudiées auparavant.

L'interface permet de sélectionner les paramètres d'entrées. Elle permet ensuite d'exécutée la méthode de reconstruction désirée.

les paramètres d'entrées sont :

- Facteur d'accélération.
- La taille du noyau.
- Le nombre d'itération.
- Le seuil.

L'utilisateur peut fournir ces paramètres en entrée et l'interface graphique permet par la suite de visualiser :

- PSNR : calcule la valeur du PSNR de l'image reconstruite.
- NMSE : calcule la valeur de NMSE de l'image reconstruite.
- Valeur du temps de reconstruction.
- Les cartes de sensibilité ainsi que les cartes de valeurs et vecteurs propre de la reconstruction ESPIRiT.

IV.5 UTILISATION DE L'APPLICATION

Pour l'aide au diagnostic de manière non invasive, un utilisateur de cette application attend diverses fonctionnalités. Il doit tout d'abord pouvoir l'utiliser sans être un expert, cela signifie qu'il peut reconstruire une image à travers différentes méthodes récentes sans avoir à écrire du code, mais uniquement à l'aide de paramètres choisis selon le besoin.

Dans cette section, nous avons passé par différentes exemples permettant de reconstruire des images à partir de différentes méthode et ceci, en utilisant notre logiciel développé. Le but de ces applications est d'assurer le bon fonctionnement de notre logiciel.

IV.5.1 Remplissage de zéro

La Figure IV.8 représente un exemple d'une image reconstruite par un remplissage de zéro. Les paramètres de performance permettant d'étudier la qualité des images reconstruites sont affiché dans la zone inférieur de l'interface. Le logiciel nous permet aussi d'avoir le temps d'exécution de chaque méthode.

Les sorties de l'interface permettent d'étudier les images reconstruites de façon qualitative et quantitative.

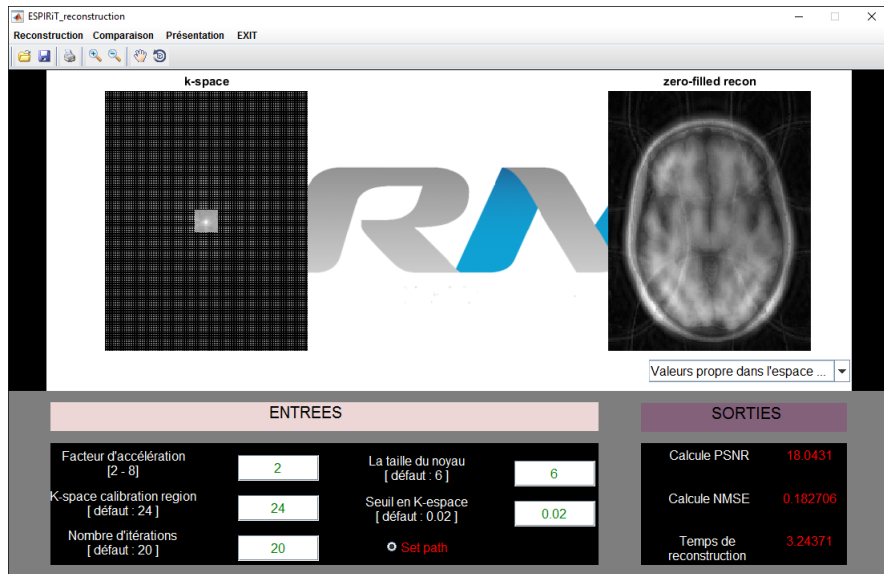


FIGURE IV.8 – Exemple d’une image reconstruite par remplissage de zéro à partir des données du cerveau.

IV.5.2 L2-ESPIRiT

La Figure IV.9 représente un exemple d’une image reconstruite à partir des données d’un cerveau par la méthode L2-ESPIRiT.

L2-ESPIRiT c’est la reconstruction ESPIRiT qui utilise la norme L2 c’est-à-dire avant l’association avec la méthode compressed sensing.

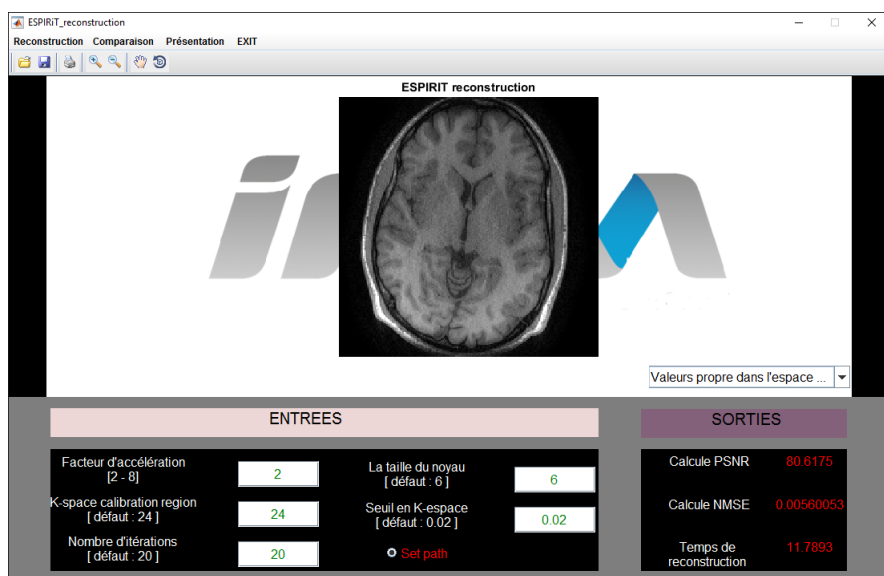


FIGURE IV.9 – Image reconstruite par la méthode L2-ESPIRiT à partir des données du cerveau.

IV.5.3 L1-ESPIRiT

La Figure IV.10 représente le chemin choisi pour reconstruire une image par la méthode L1-ESPIRiT.

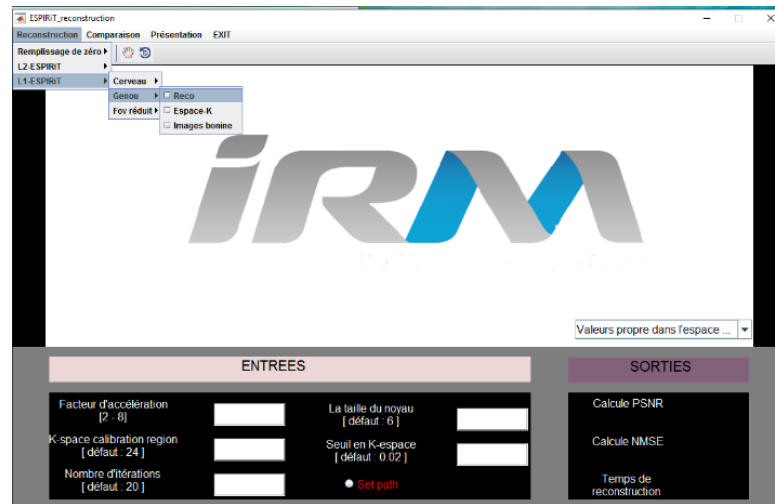


FIGURE IV.10 – Bouton L1-ESPIRiT.

La Figure IV.11 représente une image reconstruite par la méthode L1-ESPIRiT à partir des données d'un genou.

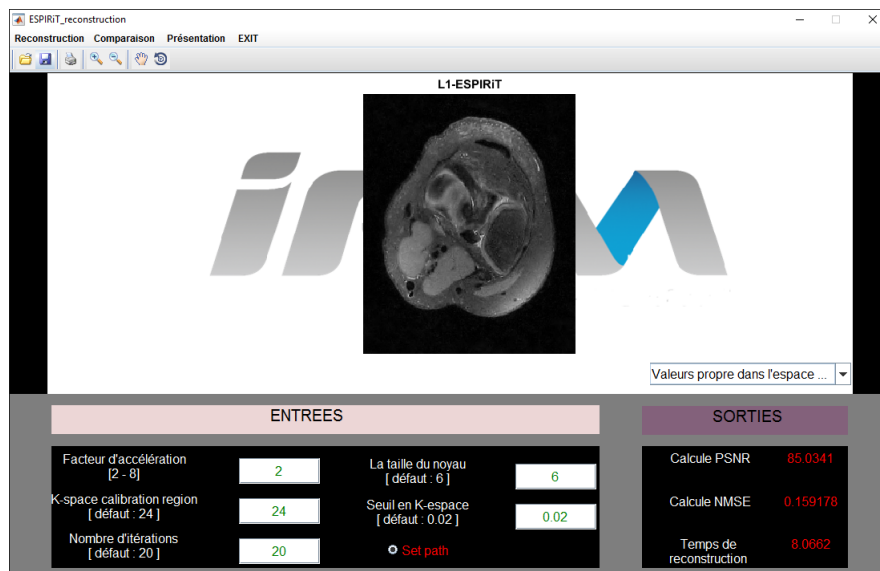


FIGURE IV.11 – Image reconstruite par la méthode L1-ESPIRiT à partir des données d'un genou.

Notre logiciel nous permet aussi de sélectionner les données d'une coupe d'espace k à partir d'un ensemble de coupes d'espace k en 3D (Figure IV.12). Les images bobines pour chaque coupe peuvent être aussi afficher (voir Figure IV.13).

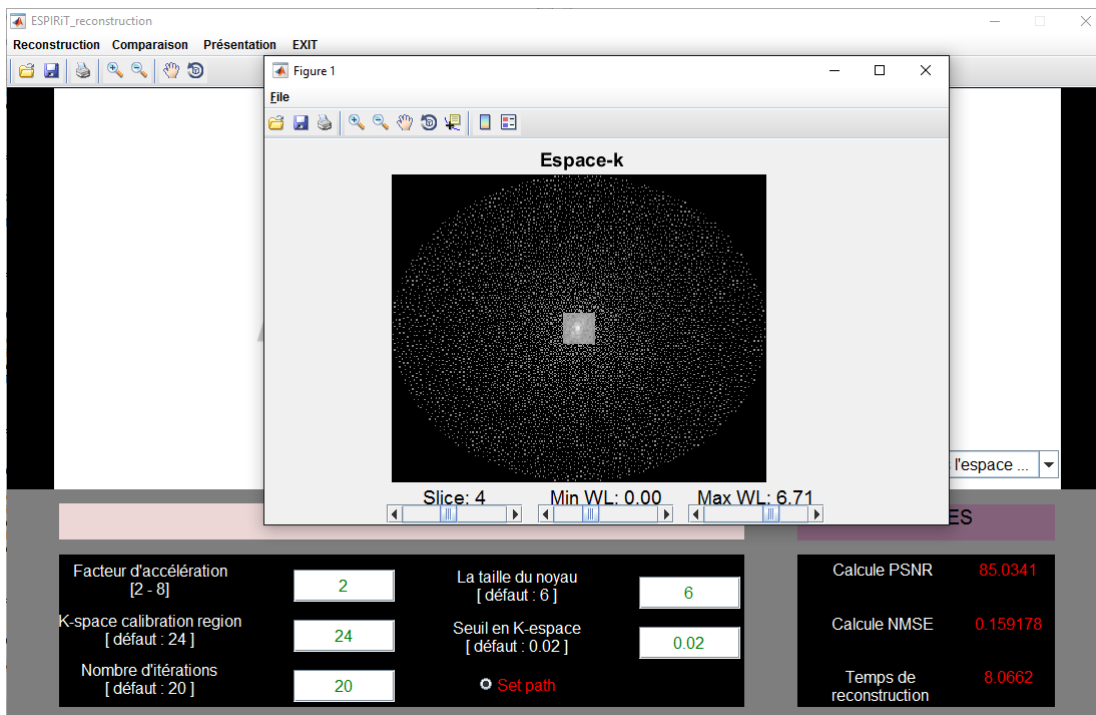


FIGURE IV.12 – Espaces K d'un genou.

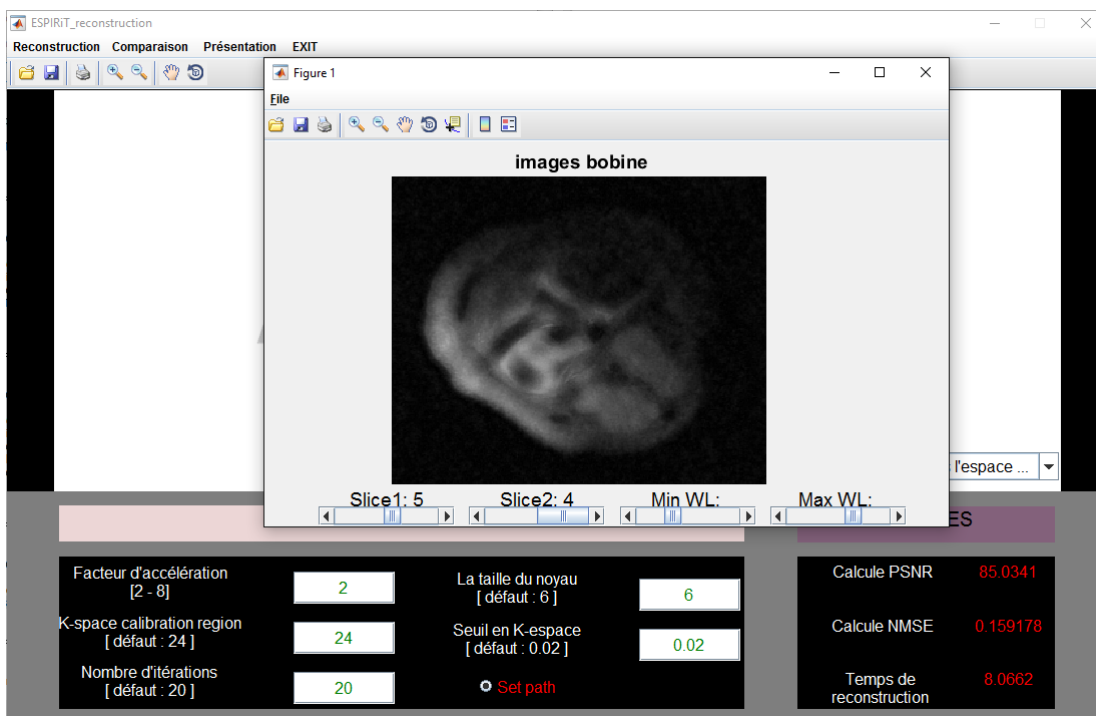


FIGURE IV.13 – Images bobine d'un genou.

Le logiciel permet aussi de comparer les résultats de différentes méthodes. La Figure IV.14 représente une comparaison entre les images reconstruites à partir des données genou par les deux méthodes de reconstruction : compensation de densité et L1-ESPIRiT.

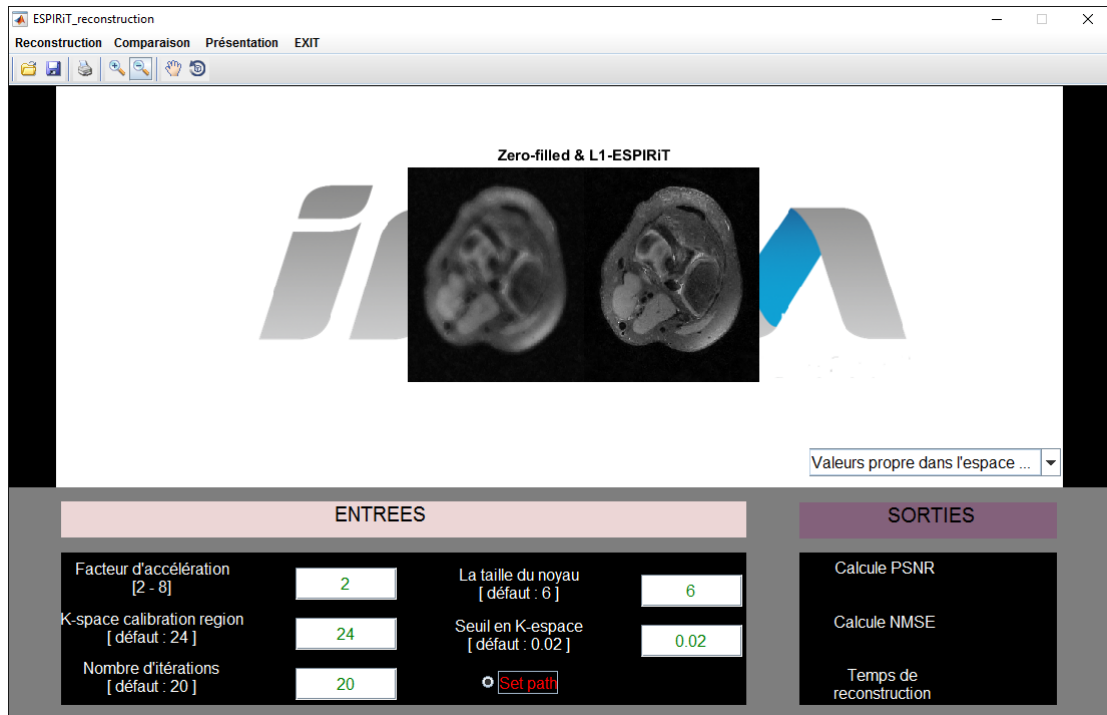


FIGURE IV.14 – Comparaison entre les images reconstruites à partir des données genou par les deux méthodes de reconstruction.

La Figure IV.15 représente une comparaison entre les images reconstruites à partir des données cerveau par les deux méthodes de reconstruction : ESPIRiT et SENSE.

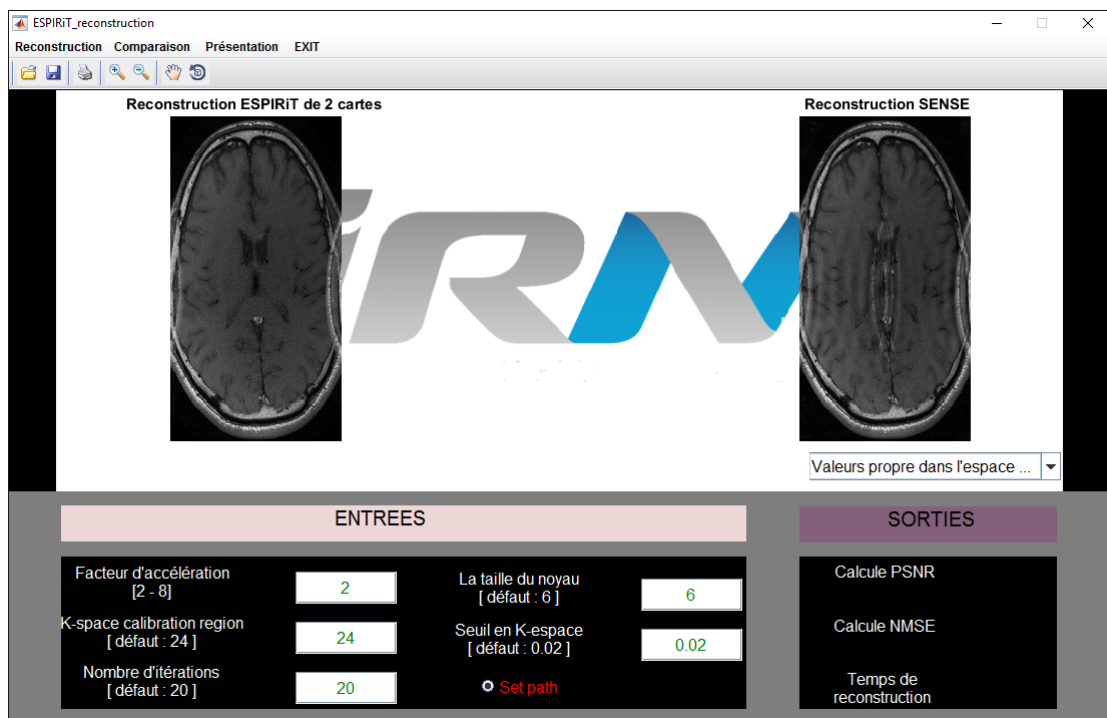


FIGURE IV.15 – Résultat de l'interface montre une comparaison entre la reconstruction ESPIRiT et SENSE.

En passant par un zoom (qui se trouve dans la barre à outil du sous menu), la Figure IV.16 montre clairement les artéfacts qui se trouvent au centre de l'image reconstruite par la méthode SENSE.

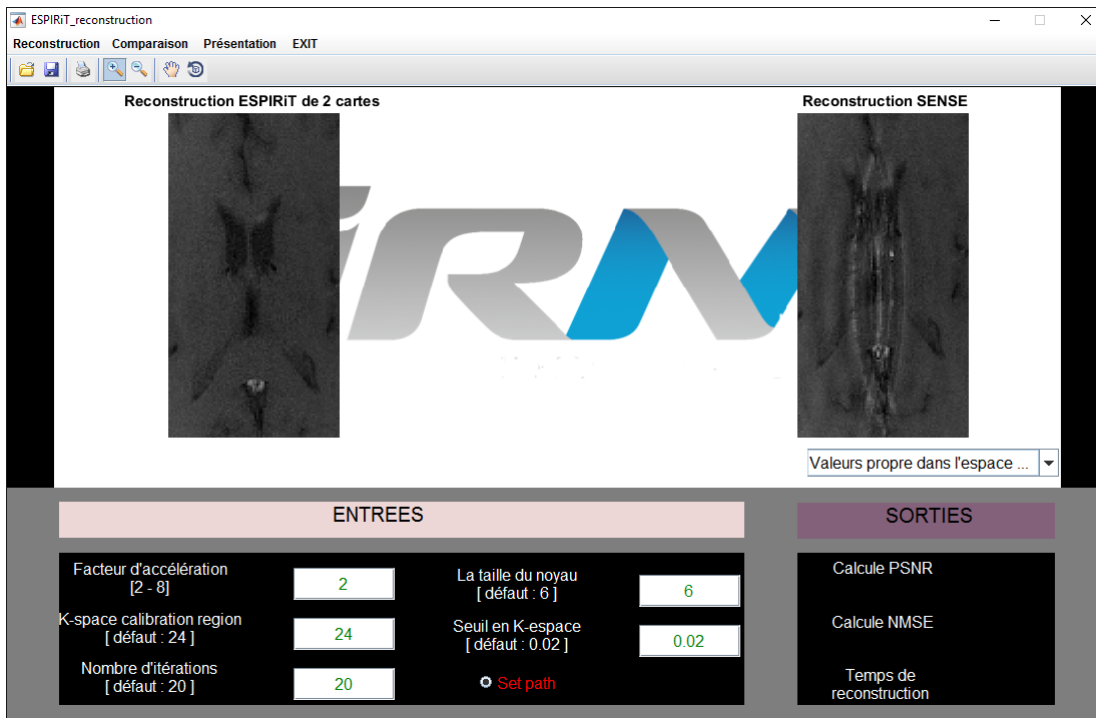


FIGURE IV.16 – Comparaison entre les images reconstruites par les méthodes ESPIRiT et SENSE en utilisant un zoom.

IV.6 CONCLUSION

L'objectif de ce chapitre était de développer une interface graphique permettant de simuler les reconstructions des images selon différentes méthodes appliquées en imagerie parallèle. Nous avons présenté l'implantation du modèle fonctionnel ainsi que le logiciel qui en découle. Cette interface logicielle permet d'implanter et de tester les méthodes de reconstruction en calculant différents paramètres de performance telle que le PSNR et le NMSE. La validité de cette interface a été étudiée. L'efficacité de la méthode L1-ESPIRiT a été démontrée.

CONCLUSION

L'imagerie par résonance magnétique parallèle (IRMp) est une technique d'imagerie médicale sur laquelle se basent plusieurs applications médicales. Malheureusement la production d'images directement compréhensibles et interprétables par le médecin n'est pas facile et nécessite des traitements spécifiques et délicats. Ceci motive énormément les traiteurs d'images pour trouver des solutions fiables aux problèmes de reconstruction des images.

Notre projet a été consacré à la reconstruction des images de résonance magnétique parallèle à partir d'un sous-échantillonnage de l'espace k . Pour objectif d'avoir une reconstruction de qualité améliorée, nous avons présenté la méthode itérative ESPIRiT qui représente une combinaison entre la méthode SENSE et GRAPPA, elle utilise les lignes d'autocalibrations et de multiples cartes de sensibilités, les cartes de sensibilités des bobines peuvent être calculées à partir des vecteurs propres en utilisant une décomposition en valeurs singulières de la matrice de calibration. Pour obtenir des garanties fortes d'acquisition rapide nous avons fait association entre la méthode ESPIRiT et l'échantillonnage compressif (compressed sensing).

L'échantillonnage compressé (CS) est une nouvelle technique d'acquisition et de compression qui exploite la parcimonie des signaux, développé par Donoho et Candès. L'objectif principal de compressed sensing est sans aucun doute l'application de la parcimonie. La parcimonie conduit à un protocole efficace d'acquisition des signaux parcimonieux. Une contribution majeure de notre travail concerne l'application du compressed sensing à la technique d'imagerie parallèle. Nous avons présentées une nouvelle approche de reconstruction que nous l'avons appelé CS-ESPIRiT. Cette méthode utilise une relaxation convexe de la norme L_1 .

Dans le but de faciliter l'exécution de nos applications, et aussi pour rehausser la qualité de notre travail nous avons essayé de regrouper toutes nos applications dans une interface exécutable.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] Marie XAVIER, « Étude quantitative du mouvement de la paroi du cœur à partir d'images ciné-IRM par des méthodes fréquentielles de flux optique ».Thèse de doctorat en Instrumentation et informatique de l'image, 08-12-2010
- [2] Iles Amel, «contribution à l'amélioration de méthodes d'acquisition parallèles appliquées à la reconstruction d'images IRM», Thèse de doctorat, université Abou Bekr Belkaid, Tlemcen, Algérie en Décembre 2015.
- [3] Josiane Adrienne YANKAM NJIWA, « Reconstruction d'images de résonance magnétique à partir de l'espace k partiel » .Thèse doctorat : Images et Systèmes : Villeurbanne. Institut national des sciences appliquées (Lyon).2007.
- [4] <https://www.imaios.com/fr/e-Cours/e-I/imagerie-parallele>.
- [5] Maélène Lohéziec «Reconstructions Adaptatives pour l'Imagerie par Résonance Magnétique des Organes en Mouvement, » thèse de doctorat. Automatique et Trait. Signal. Nancy-Université. Henri Poincaré, 11 octobre 2011.
- [6] HITACHI inspire the Next, «The Physics of Magnétique Résonance Imaging MRI», 07.01.2007.
- [7] Yohan van de Looij, « Imagerie spirale du tenseur de diffusion à 7-T : application au cerveau de rat traumatisé. », thèse de doctorat de l'Université Joseph Fourier –Grenoble, 20 décembre 2006.
- [8] Chaari Lotfi, « Reconstruction d'images pour l'Imagerie par Résonance Magnétique parallèle IRMp », thèse d'ingénierie de l'école supérieure de commination de Tunis en 2007.
- [9] <http://www.imaios.com/fr/e-Cours/e-MRI/imagerie-parallele/antennes-reseau-phase>.
- [10] K. P. Pruessmann, M. Weiger, M. B. Scheidegger, P. Boesiger, «SENSE : sensitivity encoding for fast MRI, » Magn Reson Med 42(5) :952–962, 1999.
- [11] B.Liu,Ying,M.Steckner,J.Xie and J.Sheng, «Regularized SENSE reconstruction using iteratively refined total variation method»,IEEE 2007.
- [12] M.Weiger,K.P.Prussmann, et al.,MRM (2000).
- [13] Michel Lustig and John M.Pauly, «SPIRiT :Iterative self-consistent Parallel Imaging. », Magnetic Resonance in Medicine 64 :457–471 (2010).

- [14] Uecker, M., Lai, P., Murphy, M. J., Virtue, P., Elad, M., Pauly, J. M., Vasanawala, S. S. and Lustig, M. « ESPIRiT : an eigenvalue approach to autocalibrating parallel MRI », 2013. <http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/mrm.24751/abstract>
- [15] A. Iles, A. Bessaid, « Quality of SENSE and GRAPPA Reconstructions in Parallel Imaging and Health Informatics, Vgingol.3 », 1-7. 2013.
- [16] Lustig M, Pauly JM. SPIRiT « Iterative self-consistent parallel imaging reconstruction from arbitrary k-space. » *Magn Reson Med* 2010 ; 64 :457-471
- [17] Qu P, Wang C, Shen GX. « Discrepancy-based adaptive regularization for GRAPPA reconstruction. » *J Magn Reson Imaging*, 2006 ; 24 :248-255.
- [18] Liu W, Tang X, Ma Y, Gao JH. « Improved parallel MR imaging using a coefficient penalized regularization for GRAPPA reconstruction. » *Magn Reson Med* 2012 ; .doi : 10.1002/mrm.24344.
- [19] Zhang J, Liu C, Mosley ME. « Parallel reconstruction using null operation ». *Magn Reson Med* 2011 ; 66 :1241-1253.
- [20] Uecker M. « Nonlinear Reconstruction Methods for Parallel Magnetic Resonance Imaging. PhD thesis, Georg-August-Universität at Göttingen, 2009
- [21] R. G. Lane. « Methods for maximum-likelihood deconvolution », *J. Opt. Soc. Am. A*, 13(10) : 1992-1998, 1996
- [22] Griswold M, Walsh D, Heidemann R, Haase A, Jakob P. « The use of an adaptive reconstruction for array coil sensitivity mapping and intensity normalization. » In : *Proceedings of the 10th Annual Meeting of the ISMRM, Honolulu, Hawaii, 2002.* p.2410.
- [23] Holtz, Olga V. « An Introduction to Compressive Sensing. » Stanford : s.n., 2009
- [24] Baraniuk, R.G., « Compressive Sensing [Lecture Notes] », *Signal Processing Magazine, IEEE*, vol.24, no.4, pp.118,121, July 2007
- [25] E. J. Candès and T. Tao. Near-optimal signal recovery from random projections : Universal encoding strategies, *IEEE Trans. Inform. Theory*, 52(12) :5406–25, Dec. 2006.
- [26] M. Lustig, D. Donoho, and J. M. Pauly. « Sparse MRI : The application of compressed sensing for rapid MR imaging. » *Magn. Reson. Med.*, 58(6) :1182–195. 2007
- [27] McRobbie DW. *Mri from Picture to Proton.* (2003) ISBN :0521523192. Read it at Google Books - Find it at Amazon