



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 : Kouider Asma et Kouadri Fatima Zohra

---

**OPTIMISATION POUR LA RESOLUTION DE  
PROBLEMES INVERSES EN IMAGERIE PAR  
RESONANCE MAGNETIQUE PARALLELE**

---

**Soutenu le 25 mai 2016 devant le Jury**

M.r	DJEBBARI Abdelghani	<i>MCA</i>	Université de Tlemcen	Président
Mme	ILES Amel	<i>MCB</i>	Université de Tlemcen	Encadreur
Mme	BAAKEK N. Houda	<i>MCB</i>	Université de Tlemcen	Examineur

**Année universitaire 2015-2016**

# Remerciements

*Nous remercions tout d'abord ALLAH tout puissant qui nous a donné la volonté nécessaire pour accomplir ce parcours.*

*Nous remercions notre enseignante Mme Iles qui a accepté d'être notre encadrant durant cette année. Nous la remercions pour le temps consacré à la lecture et aux réunions qui ont rythmé les différentes étapes de notre mémoire. Les discussions que nous avons partagées ont permis d'orienter notre travail d'une manière pertinente, nous la remercions aussi pour sa disponibilité à encadrer ce travail à travers ses critiques et ses propositions d'amélioration.*

*Nos remerciements les plus vifs s'adressent aussi à Mr Djebbari. A président de jury et Mme Baakek, YNH d'avoir accepté d'examiner et d'évaluer notre travail.*

*A tous les professeurs et les enseignants qui ont collaboré à notre formation depuis notre premier cycle jusqu'à la fin de nos études universitaires.*

## Résumé

L'IRM est un outil d'investigation important en neurosciences car cette modalité permet d'obtenir une image très détaillée du système nerveux et en particulier du cerveau. Le principal inconvénient est le temps d'acquisition qui est long. La raison pour laquelle, les chercheurs essaient toujours de trouver des méthodes capables de réduire le temps d'examen.

L'Imagerie par Résonance Magnétique parallèle permet de réduire le temps d'acquisition et d'améliorer la reconstruction à partir des données sous-échantillonnées acquises dans l'espace  $k$ . Plusieurs approches de reconstruction ont été proposées dont la méthode SENSE qui repose sur des profils de sensibilité, GRAPPA et SPIRIT qui servent à remplir l'espace  $k$  grâce aux lignes d'auto calibration (ACS) et ESPIRIT qui base sur l'association de deux approches l'une basé sur les cartes de sensibilité (SENSE) et l'autre sur l'auto calibration (GRAPPA).

En outre, l'adaptation des techniques d'échantillonnage compressé (Compressed sensing) à l'IRM parallèle est explorée, l'idée novatrice de l'échantillonnage compressé est d'effectuer deux opérations simultanément, c'est-à-dire échantillonner et compresser en même temps, grâce au caractère parcimonieux. Pour toutes ces raisons, nous avons essayé dans notre travail d'étudier la qualité des images reconstruites en utilisant les différentes méthodes de reconstructions d'imageries parallèles ainsi que les méthodes de reconstruction d'échantillonnage compressé pour arriver à une combinaison entre les deux techniques d'imageries l'IRMp et le CS.

**Mots clés** : Imagerie parallèle ; GRAPPA ; SPIRIT ; ESPIRIT ; échantillonnage compressé.

## **Abstract**

The MRI is a tool of investigation mattering in neurosciences because this modality allows to obtain a very detailed image of the nervous system and in particular the brain. The main inconvenience is the time of acquisition which is long. The reason why the researchers always try to find methods capable of reducing the time of examination.

The parallel magnetic resonance imaging allows to reduce the time of acquisition and to improve the reconstruction from the sub-sampled data acquired in the k-space. Several methods of reconstruction were proposed, the method SENSE rests on profiles of sensibility, GRAPPA and SPIRiT who serve to fill the k-space thanks to the lines of auto-calibration (ACS) and ESPIRiT who bases on the association of two approaches the one based on the sensibility maps (SENSE) and the other one on the auto-calibration (GRAPPA).

Besides, the adaptation of the techniques of compressed sampling (compressed sensing) in the parallel MRI is explored, the innovative idea of the compressed sampling is to make two operations simultaneously, that is to sample and compress at the same time, thanks to the sparse character. For all these reasons, we tried in our work to study the quality of the reconstructed images by using the various methods of reconstruction of parallel imaging as well as the methods of reconstruction of sampling compressed to arrive at a combination between both the MRIp and the CS imaging techniques.

**Keywords :** Parallel Imaging, GRAPPA, SPIRiT, ESPIRiT, Compressed Sensing

## Table des matières

Remerciement .....	i
Résumé .....	ii
Abstract .....	iii
Table des matières .....	iv
Table des figures .....	viii
Introduction générale .....	xiv

## Chapitre I

### Imagerie par résonance magnétique et reconstruction d'image

I.1 Introduction.....	1
I.2 Appareillage et éléments techniques de l'IRM .....	1
I.1.1. Aimant .....	2
I.2.2 Bobines de gradient .....	2
I.2.3 Bobines radiofréquence .....	4
I.3 Résonance magnétique nucléaire (RMN) .....	5
I.3.1 Phénomènes de relaxation.....	7
I.3.1.1 Relaxation longitudinale ( $T_1$ ).....	7
I.3.1.2 Relaxation transversale ( $T_2$ ).....	7
I.3.2 Equations de Bloch .....	9
I.3.2.1 Repère tournant.....	9
I.3.3 Signal RMN .....	10
I.3.4 Séquences utilisées en IRM.....	12
I.3.4.1 Séquence écho de spin .....	12
I.3.4.2 Séquence écho de gradient .....	13
I.3.5 Codage spatial du signal .....	13
I.3.5.1 Sélection de coupe .....	14
I.3.5.2 Encodage en phase .....	14
I.3.5.3 Encodage en fréquence .....	15
I.3.6 Formation de l'image et l'espace k.....	16
I.3.7 Remplissage linéaire de l'espace k.....	17
I.4 Conclusion .....	17

## Chapitre 2

### Imagerie par résonance magnétique parallèle

II.1 Introduction .....	19
II.2 Imagerie par résonance magnétique parallèle (IRMp).....	19
II.2.1 Antennes en réseau phasé .....	20
II.3 Sous échantillonnage de l'espace k .....	21
II.3.1 Acquisition spirale.....	22
II.3.2 Gridding avec noyau de convolution.....	23
II.3.2.1 Compenser la densité d'échantillonnage non uniforme.....	24
II.3.2.2 Convolution avec un noyau.....	24
II.3.2.3 Dé-apodisation.....	25
II.4 Méthodes de reconstruction .....	26
II.4.1 Reconstruction SENSE .....	26
II.4.2 Méthode de reconstruction GRAPPA.....	27
II.4.3 Reconstruction SPIRiT.....	29
II.4.3.1 Cohérence de calibration.....	30
II.4.3.2 Cohérence de données d'acquisition .....	30
II.4.4 Reconstruction ESPIRiT.....	31
II.4.4.1 Matrice de calibration et reconstruction d'espace nul.....	34
II.4.4.2 Carte de sensibilité comme un problème de valeur propre.....	35
II.5 Régularisation de Tikhonov .....	38
II.6 Parcimonie (SPARSE) .....	39
II.6.1 Signal parcimonieux .....	39
II.6.2 Echantillonnage compressé (compressed sensing).....	42
II.6.2.1 Exemple.....	44
II.6.2.2 Échantillonnage incohérent.....	45
II.6.3 Sparsité des images médicales (parcimonie des images médicales).....	46
II.6.3.1 Transformée en ondelettes.....	46
II.6.3.2 Choix de la fenêtre.....	48
II.6.3.3 Moments nuls .....	48
II.7 Conclusion .....	48

## Chapitre III

### Résultats et discussion

III.1 Introduction .....	50
III.2 Paramètres de performance .....	50
III.2.1 Rapport signal sur bruit (SNR).....	50
III.2.2 Erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE).....	50
III.3 Environnement du travail et données .....	51
III.4 Données utilisée .....	51
III.4.1 Fantôme Shepp-Logan .....	51
III.4.2 Fantôme Spiral .....	52
III.4.3 Images réelles Brain_8ch.....	52
III.4.4 Images réelles Brain .....	52
III.5 Résultats et discussions .....	53
III.5.1 Reconstruction GRAPP.....	53
III.5.1.1 Expérience sur des images fantômes .....	54
III.5.1.2 Expérience sur des données réelles.....	57
III.5.2 Reconstruction SPIRIT .....	61
III.5.2.1 Expérience sur l'image fantôme (SL).....	62
III.5.2.2 Expérience sur des données spiralées .....	65
III.5.2.3 Expérience sur l'image réelle.....	66
III.5.3 Reconstruction SPARSE .....	69
III.5.3.1 Expérience sur l'image fantôme (SL) .....	70
III.5.3.2 Expérience sur une image réelle .....	71
III.5.4 Echantillonnage Compressé (Compressed sensing) .....	73
III.5.5 Reconstruction ESPTRiT.....	75
III.5.5.1 Expérience sur l'image fantôme SL .....	77
III.5.5.2 Expérience sur l'image réelle .....	79
III.6 Conclusion.....	84
Conclusion générale	
Référence	

## Table des figures

Figure I.1 : Imageur à résonance magnétique.....	1
Figure I.2 : Représentation schématique d'un imageur par résonance magnétique à différentes bobines.....	2
Figure I.3 : variation de champ par gradient dans la direction Z.....	3
Figure I.4 : variation de champ par gradient dans la direction X.....	3
Figure I.5 : variation de champ par gradient dans la direction Y.....	4
Figure I.6 : Spins et résonance magnétique. (a) A l'état de repos, (b) A l'état de résonance....	6
Figure I.7 : Magnétisme nucléaire. a) Précession d'un atome à la fréquence de Larmor sous la présence d'un champ magnétique orienté $B_0$ . b) Représentation du vecteur de magnétisation moyen $M$ d'un ensemble d'atomes.....	6
Figure I.8 : a) La relaxation longitudinale $T_1$ . b) La relaxation transversale $T_2$ .....	8
Figure I.9 : Relaxations transversales $T_2$ et $T_2^*$ .....	9
Figure I.10 : Signal de résonance et sa transformée de Fourier.....	11
Figure I.11 : Chronogramme de la séquence écho de spin.....	12
Figure I.12 : Chronogramme de la séquence écho de gradient.....	13
Figure I.13: Sélection de coupe par un gradient de champ magnétique en Z pendant l'impulsion radiofréquence d'excitation.....	14
Figure I.14 : Sélection de l'impulsion du gradient d'encodage de phase.....	15
Figure I.15 : Sélection de l'impulsion du gradient d'encodage de fréquence.....	15
Figure II.1 : Antenne volumique et antenne de surface multi-éléments. Image cardiaque obtenue sur un volontaire sain avec <b>a)</b> l'antenne volumique et <b>b)</b> les différents éléments de l'antenne de surface cardiaque. <b>c)</b> L'information de tous les éléments d'antenne est ensuite combinée lors de la reconstruction d'image.....	19
Figure II .2 : combinaison des images provenant de deux éléments disposés en face à face...20	
Figure II.3 : Effet d'un sous échantillonnage de l'espace k.....	22
Figure II.4 : Trajectoire spiralé utilisée pour parcourir l'espace k.....	23
Figure II.5 : Illustration des étapes de l'algorithme de gridding avec noyau de convolution pour un signal à une dimension échantillonné irrégulièrement. Les étapes sont illustrées parallèlement dans l'espace k et dans l'espace image. D'après 16Bourgeois, M. 1999.....	24



Figure II.6 : Modèles de sous-échantillonnage de l'espace K et leurs fonctions d'étalement du point.....	26
Figure II.7 : Description de la méthode de reconstruction GRAPPA pour un facteur d'accélération $R = 2$ , une ligne ACS, 4 canaux de réception et $N_{\text{blocs}} = 2$ . Les coefficients calculés en utilisant la régression indiquée par les flèches rouges permettent de déterminer les signaux non acquis de l'antenne $C_3$ , comme l'indiquent les flèches violettes. ....	27
Figure II.8 : Reconstruction GRAPPA avec une fenêtre coulissante dans la direction de codage de lecture $N_x = 6$ .....	29
Figure II.9 : (a) GRAPPA 2D : Des données manquant dans l'espace k sont synthétisées à partir des données acquises. Les noyaux synthétisés dépendent des points acquis voisins du point manquant. La reconstruction du point manquant est indépendante de la reconstruction des autres points. (b) Reconstruction SPIRiT Cartésien: trois équations sont illustrées. La reconstruction de chaque point dépend de tous les points voisins. La reconstruction du point manquant dépend de la reconstruction des autres points.....	31
Figure II.10 : Organisation des données et opérateurs utilisés. Haut: La matrice de calibration A est réalisée 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 vecteur. Milieu-bas: Ensemble de matrices représentant les positions 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.....	33
Figure II.11 : Décomposition en valeurs singulière SVD (Singular value decomposition) de la matrice de calibration. a) Amplitude des données de calibration dans l'espace k et images bobines huit canaux du cerveau. b) Décomposition en valeurs singulière SVD. Les valeurs singulières sont ordonnées par amplitude et apparaissent sur la diagonale de $\Sigma$ . c) 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 dans k a un support en $V_{\parallel}$ et pas en $V_{\perp}$ .....	35
Figure II.12 : Construction des matrices $G_q$ : moyen efficace pour calculer les valeurs et les vecteurs propres de W. Chaque vecteur de base dans $G_q$ est renversé en noyaux de convolution dans l'espace k. Les convolutions peuvent être efficacement mises en œuvre comme des multiplications dans l'espace 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 noyaux dans $G_q$ (qui représente le rang de la matrice de calibration A).....	36

Figure II.13 : Cartes de sensibilité explicite à partir des données d'auto calibrations utilisant une décomposition en valeurs propres.....	37
Figure II.14 : un signal parcimonieux avec 5 coefficients non nuls.....	40
Figure II.15 : Signal parcimonieux bruité.....	40
Figure II.16 : débruitage du signal en utilisant la norme L2.....	41
Figure II.17 : débruitage du signal en utilisant la norme L1.....	42
Figure II.18 : Sous échantillonnage du signal.....	44
Figure II.19 : Débruitage du signal par la méthode CS.....	45
Figure II.20 : décomposition multi-échelle du signal de départ.....	46
Figure II.21 : boîtes de Heisenberg d'atomes d'ondelettes.....	47
Figure III.1 : fantôme numérique Shepp-Logan (image obtenue avec la fonction phantom de matlab).....	52
Figure III.2 : Organigramme de la méthode de reconstruction GRAPPA.....	54
Figure III.3 : a) à gauche : Image référence. A droite : Sous échantillonnage uniforme. b) images bobines.....	55
Figure III.4 : Reconstruction d'image fantôme par la méthode GRAPPA en utilisant le sous échantillonnage uniforme. A gauche : L'espace k. Au milieu : Image reconstruite. A droite : Différence entre l'image reconstruite et l'image référence.....	56
Figure III.5 : Reconstruction d'image fantôme en appliquant un sous échantillonnage aléatoire. a) sous échantillonnage aléatoire. b) à gauche : L'espace k. Au milieu : Image reconstruite. A droite : Différence entre l'image reconstruite et l'image initiale.....	57
Figure III.6 : A gauche : Image référence. A droite : Images bobines.....	58
Figure III.7 : Reconstruction d'image IRM réelle en appliquant un sous échantillonnage uniforme. A gauche : L'espace k. Au milieu : Image reconstruite. A droite : Différence entre l'image reconstruite et l'image initiale.....	58
Figure III.8 : Reconstruction d'image IRM réelle en utilisant un sous échantillonnage aléatoire de facteur d'accélération R=4. a) sous échantillonnage aléatoire de facteur d'accélération R=4. b) A gauche : L'espace k. Au milieu : Image reconstruite. A droite : Différence entre l'image reconstruite et l'image référence.....	59

Figure III.9 : Reconstruction d'image IRM réelle en utilisant un sous échantillonnage aléatoire de facteur d'accélération $R=3$ . a) sous échantillonnage aléatoire de facteur d'accélération $R=3$ . b) A gauche : L'espace $k$ . Au milieu : Image reconstruite. A droite : Différence entre l'image reconstruite et l'image référence.....	60
Figure III.10 : Synoptique de la technique de reconstruction SPIRiT.....	61
Figure III.11 : Image référence. ....	63
Figure III.12 : Reconstruction d'image fantôme de type Shepp-Logan en utilisant un sous échantillonnage uniforme. a) Image reconstruite par compensation de densité du remplissage de zéro. b) Image reconstruite par la méthode SPIRiT. c) Leurs différences d'image entre l'image reconstruite et l'image référence.....	63
Figure III.13 : Reconstruction d'image fantôme de type Shepp-Logan en utilisant un sous échantillonnage aléatoire. a) Image reconstruite par compensation de densité du remplissage de zéro. b) Image reconstruite par la méthode SPIRiT. c) Leurs différences d'image entre l'image reconstruite et l'image référence.....	64
Figure III.14 : Reconstruction d'image fantôme de type spiral par la méthode SPIRiT. a) : Image initiale utilisant un nombre d'entrelacements de 60. b) : Image reconstruite en utilisant un nombre d'entrelacements de 20 ( $R=3$ ) et en passant par un ré-échantillonnage. c) : image reconstruite par la méthode SPIRiT.....	65
Figure III.15 : Image référence.....	66
Figure III.16 : Reconstruction d'image réelle en utilisant un sous échantillonnage uniforme par la méthode : a) compensation de densité par remplissage des zéros. b) SPIRiT. c) Leurs différence d'image entre l'image reconstruite et l'image référence. ....	67
Figure III.17 : Reconstruction d'image réelle en utilisant un sous échantillonnage aléatoire de facteur d'accélération $R=4$ par la méthode : a) compensation de densité par remplissage des zéros. b) SPIRiT. c) Leurs différence d'image entre l'image reconstruite et l'image référence. ....	68
Figure III.18 : Reconstruction d'image réelle en utilisant un sous échantillonnage aléatoire de facteur d'accélération $R=3$ par la méthode : a) compensation de densité par remplissage des zéros. b) SPIRiT. c) Leurs différence d'image entre l'image reconstruite et l'image référence. ....	69

Figure III.19 : a) Image référence. b) Transformé en ondelette de l'image référence.....	70
Figure III.20 : Reconstruction d'image fantôme (SL) par la méthode SPARSE. a) Image reconstruite avec un nombre de coefficients d'ondelette de 10% et sa différence avec l'image de référence. b) Image reconstruite avec un nombre de coefficients d'ondelette de 2.5% et sa différence avec l'image de référence.....	71
Figure III.21 : a) Image référence réelle. b) Transformé en ondelette de l'image référence réelle.....	72
Figure III.22 : Reconstruction d'image réelle par la méthode SPARSE. a) Image reconstruite avec un nombre de coefficients d'ondelette de 10% et sa différence avec l'image de référence. b) Image reconstruite avec un nombre de coefficients d'ondelette de 2.5% et sa différence avec l'image de référence.....	73
Figure III.23 : influence du nombre d'itération sur les mesures de NMSE.....	74
Figure III.24 : Images réelle reconstruites par la méthode CS utilisant différents nombres d'itérations.....	75
Figure III.25 : Algorithme de reconstruction ESPiRiT généralisée.....	76
Figure III.26 : Amplitude des images bobine.....	77
Figure III.27 : Phase des images bobine.....	77
Figure III.28 : Cartes de sensibilité à partir de données d'autocalibration utilisant la SVD. a) Amplitudes, b) phases des vecteurs propres. c) valeurs propres acquises à partir d'une bobine 8 canaux.....	78
Figure III.29 : Reconstruction d'image fantôme par la méthode ESPITiT. a) Image reconstruite. b) Différence entre l'image reconstruite et l'image de référence.....	79
Figure III.30 : Amplitude des images bobine.....	80
Figure III.31 : Phase des images bobine.....	80
Figure III.32 : En haut- Valeurs propres. En bas- vecteurs propre.....	80
Figure III.33 : Cartes de sensibilité à partir de données d'autocalibration utilisant la SVD. a) Amplitudes, b) phases des vecteurs propres. c) valeurs propres acquises à partir d'une bobine 8canaux.....	81
Figure III.34 : Reconstruction d'image réelle avec la méthode ESPiRiT. a) Image reconstruite. b) Différence entre l'image reconstruite et l'image de référence.....	82

Figure III.35 : Reconstruction d'image fantôme avec la méthode CS-ESPIRiT. a) Image reconstruite. b) Différence entre l'image reconstruite et l'image de référence.....83

Figure III.36 : Reconstruction d'image réelle avec la méthode CS-ESPIRiT. a) Image reconstruite. b) Différence entre l'image reconstruite et l'image de référence.....84

# **Introduction générale**

## **Introduction générale**

L'image est un moyen de communication universel, accessible à toutes les cultures, sans nécessité de traduction. Sous sa forme numérique, l'image donne l'accès à un ensemble de données, permettant de concevoir des modèles indispensables pour la compréhension des systèmes physiques, plus ou moins complexes. En particulier, grâce à la diversité des modalités d'imagerie, on peut actuellement mieux comprendre l'environnement qui nous entoure. L'imagerie par résonance magnétique (IRM) en l'occurrence, est une modalité capable de produire des images du corps humain, ou de tout système biologique, qui révèle de manière non envahissante, la structure, le métabolisme et les fonctions des tissus ou organes internes, élargissant significativement la gamme de la vision humaine dans un univers qui était jadis inaccessible. En routine clinique, contrairement au diagnostic radiologique par rayons X, cette technique d'imagerie produit des images anatomiques d'une qualité exceptionnelle et sans nocivité pour le patient. D'un point de vue fonctionnel, l'IRM peut également être vue comme une technique d'imagerie tomographique qui produit des images du métabolisme d'un organe et de son fonctionnement interne à partir des données collectées de l'extérieur. L'IRM se présente comme la modalité d'imagerie de référence pour le diagnostic clinique, car elle permet d'avoir des informations sur le plan tant anatomique que fonctionnel. D'un point de vue scientifique, l'IRM est aussi attractive et fascinante, comparée aux autres techniques d'imagerie, grâce à sa polyvalence et sa flexibilité.

Le sujet doit être immobile pendant l'acquisition pour éviter que l'image ne soit pas perturbée par ses mouvements, qui pourraient survenir lors d'un temps d'acquisition très long, raison pour laquelle en imagerie cardiaque, par exemple, les acquisitions sont faites en apnée et synchronisées à l'électrocardiogramme. Par ailleurs pour imager des organes en mouvement ainsi que pour le confort du sujet, l'acquisition des données en IRM conventionnelle ne couvre qu'une partie seulement de l'espace k. Une des questions cruciales et d'actualité en IRM est donc celle de la réduction du temps d'acquisition des données en conservant une bonne qualité des images. Dans cette optique, des techniques d'imagerie Parallèle utilisant plusieurs antennes réceptrices sont apparues. L'IRM parallèle exploite les multiples éléments d'une antenne en réseau phasé, chaque élément est associé à une chaîne radiofréquence dédiée et dont les signaux pourront être traités et combinés. Ceci permet d'améliorer la résolution spatiale par rapport à une antenne standard mono-élément couvrant le même volume exploré (utilisée en imagerie classique).

Les images d'IRM doivent être reconstruites à partir des données sous-échantillonnées acquises dans l'espace  $k$ . L'acquisition partielle de l'espace  $k$  est d'une grande importance en imagerie par résonance magnétique. Ce type d'acquisition consiste en général à réduire le nombre de lignes acquises de l'espace  $k$  et à utiliser des connaissances à priori sur l'objet ou l'organe imagé en vue de retrouver les données non acquises. Plusieurs approches de reconstruction ont été proposées. Certaines opèrent dans le domaine image comme la méthode SENSE (qui utilise des cartes de sensibilité), d'autres dans le domaine fréquentiel comme les méthodes GRAPPA et SPIRiT (méthode d'autocalibration).

Ainsi des algorithmes récents sont utilisés pour reconstruire les images IRM tels que la parcimonie qui a émergé ces dernières années comme un concept fondateur en traitement des signaux et des images. La parcimonie permet de prendre en compte la compressibilité des données à l'aide d'une représentation bien choisie. Elle donne naissance aux méthodes les plus performantes pour résoudre des problèmes inverses comme l'imagerie par résonance magnétique. L'échantillonnage compressé est une autre méthode de reconstruction qui est très efficace ; elle nécessite l'utilisation de la parcimonie.

Le travail présenté dans ce manuscrit commence par une introduction des connaissances de base de la physique de l'IRM, ainsi que des informations sur la notion d'espace  $k$ .

Le second chapitre vise à établir un état de l'art des méthodes de reconstruction. Parmi ces méthodes, nous avons choisi les méthodes de reconstruction d'imagerie parallèle utilisant l'espace image telle que la méthode SENSE ou l'espace fréquentiel (espace  $k$ ) telle que la méthode GRAPPA, nous nous focaliserons aussi sur une présentation de nouvelles méthodes de reconstruction telles que la méthode SPIRiT et ESPIRiT. Ainsi, nous avons choisi d'autres méthodes de compression comme les méthodes de reconstruction de la parcimonie et d'échantillonnage compressé.

Finalement, dans le troisième chapitre, nous étudierons les méthodes de reconstruction GRAPPA, SPIRiT, ESPIRiT et les méthodes de reconstruction d'échantillonnage compressé. Ces méthodes seront évaluées en utilisant les paramètres d'évaluations : Le SNR et le NMSE.

Tout ceci sera clôturé par une conclusion générale.



# **Chapitre I :**

## **Imagerie par résonance magnétique et reconstruction d'image**

# Chapitre I: Imagerie par résonance magnétique et reconstruction d'image

---

## I.1 Introduction

L'imagerie par résonance magnétique est une technique d'imagerie radiologique utilisant les propriétés de la résonance magnétique nucléaire (RMN), elle fournit des images du corps humain de très haute qualité à valeur anatomique.

Dans ce chapitre nous allons présenter brièvement l'appareillage, le principe de fonctionnement de l'IRM et les séquences utilisées. Afin de mieux comprendre par la suite le problème de la reconstruction, nous insisterons sur les aspects physiques qui sont à la base de ce type d'imagerie.

## I.2 Appareillage et éléments techniques de l'IRM

Les scanners d'IRM sont considérablement évolués depuis les années 1980. Un appareil d'IRM (voir figure I.1) est constitué principalement de trois composants essentiels (voir figure I.2) sont comme suite [1] :

- L'aimant principal
- Des bobines de gradient
- Des bobines radio fréquence



Figure I.1 : Imager à résonance magnétique.

# Chapitre I: Imagerie par résonance magnétique et reconstruction d'image

---

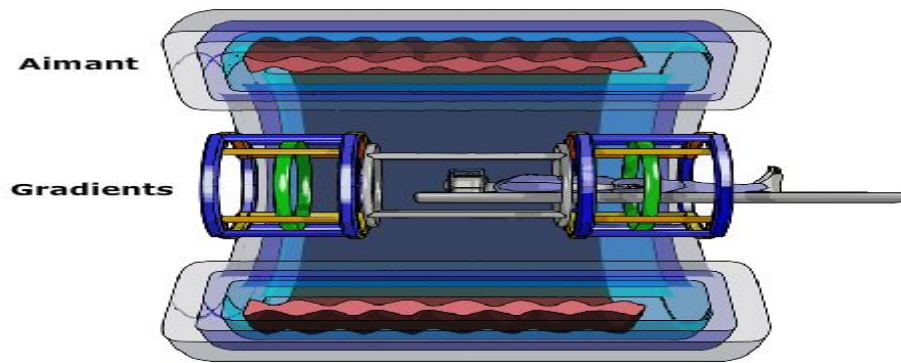


Figure I.2 : Représentation schématique d'un imageur par résonance magnétique à différentes bobines.

## I.2.1 Aimant

Les aimants les plus couramment employés sont les électro-aimants supraconducteurs, car ils permettent d'obtenir des champs magnétiques intenses et homogènes.

## I.2.2 Bobines de gradient

Il s'agit de trois bobines métalliques enfermées dans un cylindre en fibres de verre et placées autour du tunnel de l'aimant (voir figure I.2).

Le passage d'un courant électrique dans ces bobines crée des variations d'intensité du champ magnétique dans le tunnel, de façon linéaire dans le temps et dans l'espace. En fonction de sa géométrie, chaque bobine fait varier le champ magnétique selon un axe spécifique :

- la bobine X selon l'axe droite-gauche ;
- la bobine Y selon l'axe avant-arrière ;
- la bobine Z selon l'axe haut-bas.

Elles permettent notamment de sélectionner une épaisseur et un plan de « tranche » ou coupe (transversal, frontal, sagittal ou oblique) en utilisant des bobines d'Helmholtz vue à la figure I.3 et de déterminer la localisation spatiale des signaux dans ce plan.

# Chapitre I: Imagerie par résonance magnétique et reconstruction d'image

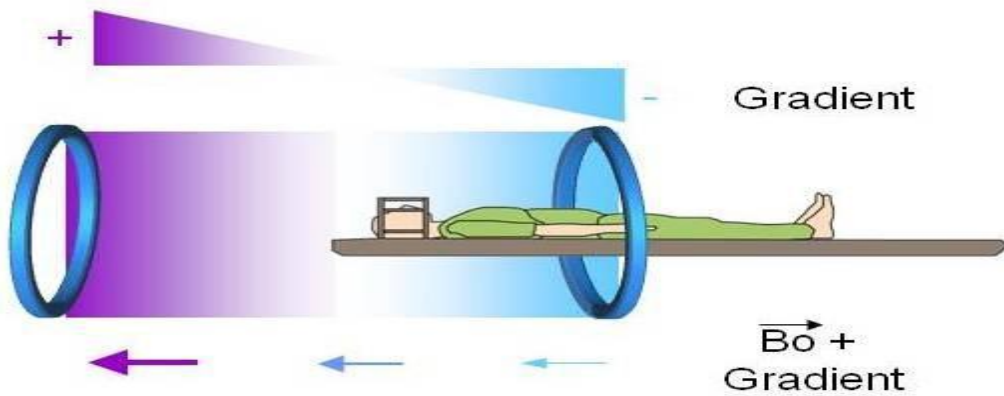


Figure I.3 : variation de champ par gradient dans la direction Z

Les gradients de champ  $B_0$  dans les directions X et Y sont créés par une paire de bobines. La bobine crée un gradient de champ  $B_0$  dans la direction X à cause de la direction du courant dans les bobines (voir figure I.4).

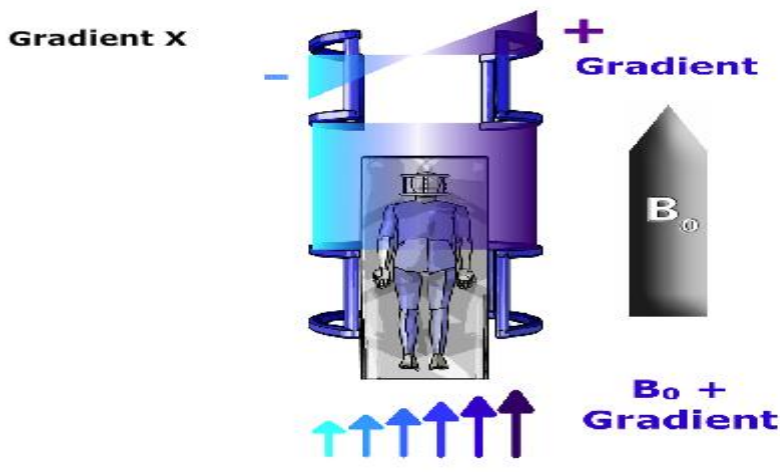


Figure I.4 : variation de champ par gradient dans la direction X

La bobine fournit un gradient de champ  $B_0$  similaire sur l'axe Y (voir figure I.5).

# Chapitre I: Imagerie par résonance magnétique et reconstruction d'image

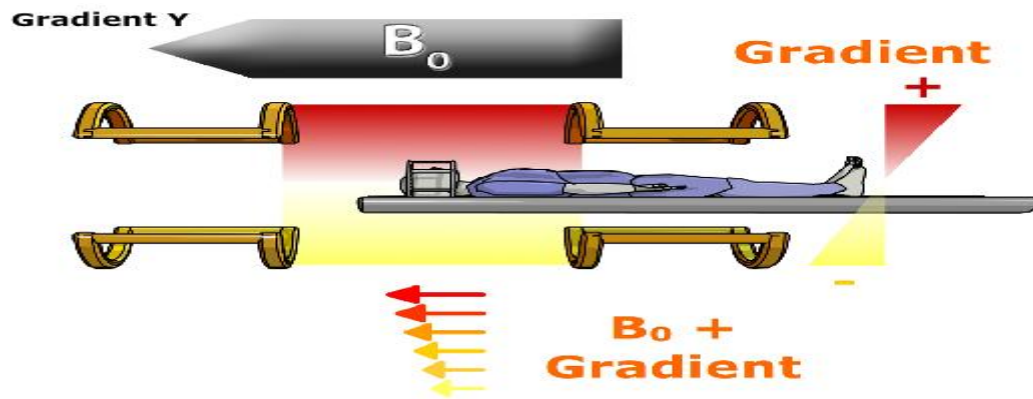


Figure I.5 : variation de champ par gradient dans la direction Y

Les performances des gradients sont en rapport avec:

- leur amplitude maximale (variation de champ magnétique en mT/m), qui détermine la résolution spatiale maximale (épaisseur de coupe et champ de vue)
- leur pente, qui correspond à leur rapidité de commutation : une forte pente est nécessaire pour basculer rapidement les gradients et permettre les séquences d'imagerie ultra-rapide de type écho planar (EPI)
- leur linéarité, qui doit être la plus parfaite possible au sein du champ d'exploration.

## I.2.3 Bobines radiofréquence

Ce sont des bobinages de cuivre, de formes variables, qui entourent le patient ou la partie du corps à explorer. Le principe de mesure est le même que pour les capteurs inductifs, à savoir la mesure d'une tension induite par la variation du flux.

Elles sont capables de produire et/ou capter le signal de radiofréquence (R.F). Elles sont accordées pour correspondre à la fréquence de résonance de précession des protons qui se trouvent dans le champ magnétique :

$$f_0 = \left( \frac{\gamma}{2\pi} \right) * B_0 \quad (I.1)$$

# Chapitre I: Imagerie par résonance magnétique et reconstruction d'image

---

$f_0$  = Fréquence de précession

$\gamma$  = Rapport gyromagnétique

$B_0$  = Intensité du champ magnétique principal

Ce qui donne dans le cas du noyau de l'hydrogène (proton):

- pour un champ de 0,5 T : onde R.F. de 21,3 MHz ;
- pour un champ de 1 T : onde R.F. de 42,6 MHz ;
- pour un champ de 1,5 T : onde R.F. de 63,9 MHz.

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 (on parle aussi de réceptrice pure).
- Selon l'association ou non de différents éléments d'antennes : linéaire, en quadrature de phase ou en réseau phasé.

## I.3 Résonance magnétique nucléaire (RMN)

Le phénomène de résonance magnétique nucléaire (RMN) a été découvert de façon indépendante par Bloch [2] et Purcell [3, 4] et leur a valu le premier prix Nobel en 1952.

Pour expliquer la résonance magnétique nous prendrons pour exemple l'atome d'hydrogène,  $^1\text{H}$  qui ne contient qu'un seul proton. C'est l'atome le plus présent dans le corps humain ainsi donc celui qui est le plus étudié. Comme tout atome, il possède des propriétés magnétiques que l'on peut représenter par un vecteur en rotation sur lui-même. C'est ce que l'on appelle le spin du proton. A l'état du repos le sens de ces spins est totalement aléatoire (figure I.6.a). La résultante magnétique d'un ensemble d'atome est donc nulle [5]. Lorsque les spins sont placés dans un champ magnétique d'amplitude, ils entrent en résonance à une fréquence caractéristique, appelée fréquence de Larmor  $\omega_0$  la précession du spin peut se faire de façon parallèle ou antiparallèle à  $B_0$  (figure I.6.b) [6] :

$$\omega_0 = \gamma B_0 \quad (\text{I.2})$$

# Chapitre I: Imagerie par résonance magnétique et reconstruction d'image

Avec  $\gamma$ : le rapport gyromagnétique du proton  $^1\text{H}$  tel que  $\gamma = 42.58 \text{ MHz T}^{-1}$ .

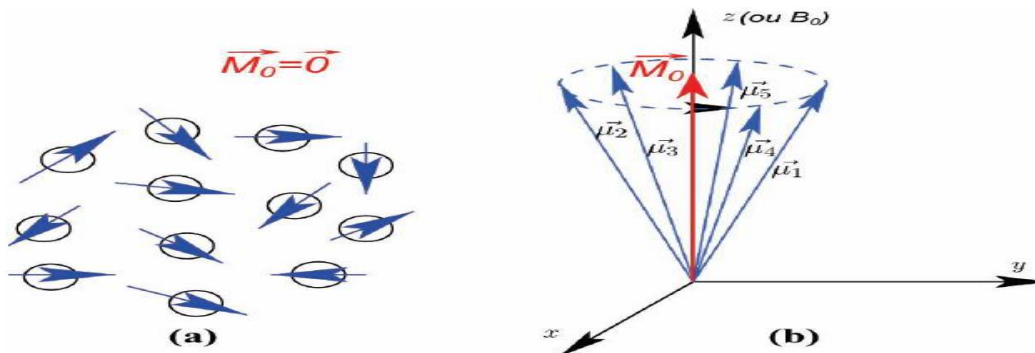


Figure I.6 : Spins et résonance magnétique. (a) A l'état de repos, (b) A l'état de résonance.

Les spins sont animés d'un mouvement de précession de moment magnétique  $\mu$  autour de la direction de  $B_0$  [7], par convention la direction Z. Ainsi, l'aimantation résultante  $M$  est la somme de l'aimantation des  $N_s$  spins dans le volume considéré (figure I.7), soit :

$$M_0 = \sum_{n=0}^{N_s-1} \mu_n \quad (\text{I.3})$$

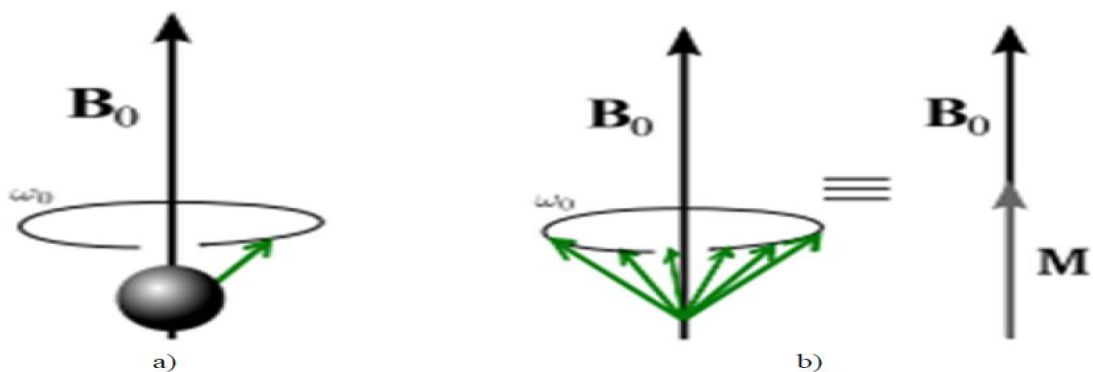


Figure I.7 : Magnétisme nucléaire. a) Précession d'un atome à la fréquence de Larmor sous la présence d'un champ magnétique orienté  $B_0$ . b) Représentation du vecteur de magnétisation moyen  $M$  d'un ensemble d'atomes.

# Chapitre I: Imagerie par résonance magnétique et reconstruction d'image

---

## 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 ( $T_1$ )

Au fur et à mesure que les moments magnétiques retrouvent la direction du champ statique Z, le signal oscillant qu'ils émettent va en diminuant, jusqu'à disparaître quand tous les moments magnétiques sont de nouveau alignés longitudinalement, c'est-à-dire dans la direction Z. Le temps que mettent les moments magnétiques nucléaires à retrouver leur alignement longitudinal (c'est-à-dire sur la direction Z) est baptisé temps de relaxation longitudinal et est noté  $T_1$ .

En notant  $M_z(0)$  la valeur à l'équilibre de l'aimantation longitudinale (lorsque tous les spins sont alignés), on peut donner la loi d'évolution de la « repousse » de l'aimantation longitudinale (figure I.8.a) après à avoir appliqué une excitation qui aurait fait basculer tous les moments magnétiques au temps  $t = 0$ :

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

Ce phénomène de relaxation (c'est-à-dire de retour à l'équilibre) suit donc une dynamique exponentielle, il faudrait alors un temps infini pour que tous les spins se retrouvent alignés, c'est pourquoi on définit comme temps  $T_1$  le temps mis pour retrouver 63 % de l'aimantation longitudinale à l'équilibre.

### I.3.1.2 Relaxation transversale ( $T_2$ )

Par ailleurs, l'agitation moléculaire contribue aussi à un autre phénomène: alors qu'en théorie les moments magnétiques devraient tous tourner de façon cohérente autour de l'axe Z, c'est-à-dire avec une différence de phase constant. Par conséquent, les différents moments magnétiques vont avoir tendance à se déphaser. Cela se traduit par une diminution du signal lié à leur rotation synchrone au cours du temps, dit temps de relaxation transversale noté  $T_2$ .



# Chapitre I: Imagerie par résonance magnétique et reconstruction d'image

Ce temps  $T_2$  mesure la disparition de l'aimantation transversale, c'est-à-dire de l'aimantation résultant du fait que les moments magnétiques sont synchrones dans leur rotation dans le plan transversal, perpendiculaire à  $B_0$ , où ils ont été amenés par l'onde excitatrice oscillante  $B_1$ . Là encore, il s'agit d'un phénomène qui suit une loi exponentielle (décroissante cette fois figure I.8.b):

$$M(t) = M_0 \cdot e^{-\frac{t}{T_2}} \quad (I.5)$$

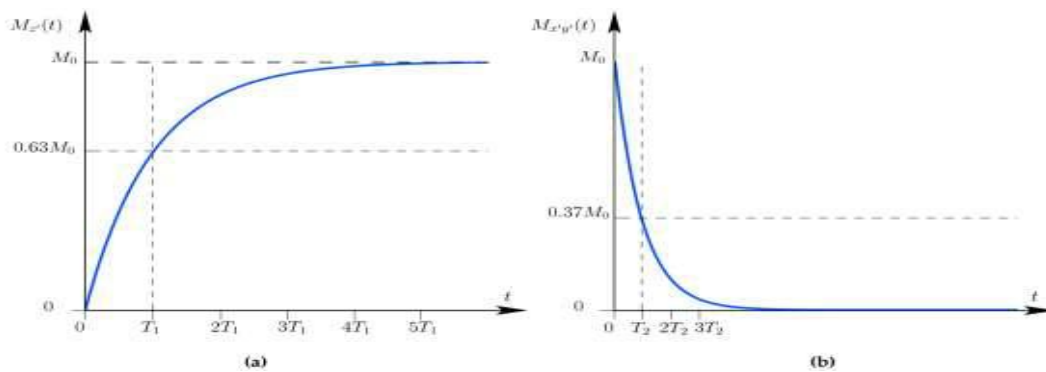


Figure I.8 : a) La relaxation longitudinale  $T_1$ . b) La relaxation transversale  $T_2$

Concernant la relaxation transversale, le déphasage entre spins résulte d'une part des interactions entre les spins auxquelles correspondent le temps de relaxation  $T_2$ , mais également de l'hétérogénéité  $\Delta B_0$  du champ magnétique  $B_0$ . L'ensemble de ces phénomènes est représenté par le temps de relaxation transversale résultant  $T_2^*$  et le signal mesuré au cours du temps est une sinusoïde d'intensité décroissante (figure I.9) [8], aussi appelé signal de précession libre ou FID (Free Induction Decay) tel que :

$$\frac{1}{T_2^*} = \frac{1}{T} + \gamma \Delta B_0 \quad (I.6)$$

En champ magnétique homogène  $T_2^* = T_2$ .

# Chapitre I: Imagerie par résonance magnétique et reconstruction d'image

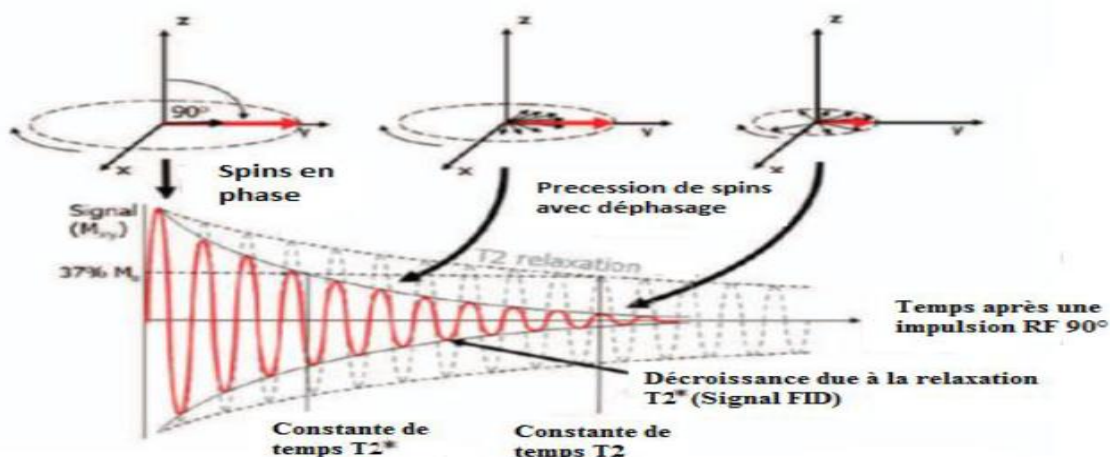


Figure I.9 : Relaxations transversales  $T_2$  et  $T_2^*$

## I.3.2 Equations 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 :

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

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  $\omega$ . 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:

# Chapitre I: Imagerie par résonance magnétique et reconstruction d'image

---

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

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 en fonction  $\vec{M} = (M_x, M_y, M_z)^t$  de la manière suivante :

$$\begin{pmatrix} M_{x'} \\ M_{y'} \\ M_{z'} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos(\omega t) & -\sin(\omega t) & 0 \\ \sin(\omega t) & \cos(\omega t) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} M_x \\ M_y \\ M_z \end{pmatrix} \quad (I.9)$$

La fréquence angulaire  $\omega$  du repère tournant peut être prise égale à la fréquence de Larmor  $\omega_0$

Dans le repère tournant, le champ RF peut s'exprimer de la façon suivante :

$$\begin{pmatrix} B_{1,x'} \\ B_{1,y'} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos(\omega t) & -\sin(\omega t) \\ \sin(\omega t) & \cos(\omega t) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} B_{1,x} \\ B_{1,y} \end{pmatrix} \quad (I.10)$$

Avec  $\omega$  la fréquence angulaire du repère tournant. Dans beaucoup de cas, on peut considérer  $\omega = \omega_0 = \omega_{rf}$ . Maintenant, on peut exprimer l'équation de Bloch dans ce repère tournant. On obtient :

$$\frac{\partial \vec{M}}{\partial t} = \gamma \vec{M}' \times \vec{B}_{eff} - \frac{M_x \vec{x}' + M_y \vec{y}'}{T_2} - \frac{(M_z \vec{z}' - M_0)}{T_1} \quad (I.11)$$

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. Le champ  $\vec{\omega} = -\omega \vec{z}$  est un champ fictif utile pour simplifier le comportement de  $M'$ . [9, 10, 11].

### I.3.3 Signal RMN

Après l'arrêt de l'impulsion radiofréquence, l'aimantation cesse de précesser autour de  $B_1$  et retourne progressivement à sa position d'équilibre selon  $B_0$ . La composante longitudinale  $M_z$  retourne à la valeur d'équilibre  $M_0$  avec la constante de temps  $T_1$  (temps de relaxation longitudinale) et la composante transversale  $M_{XY}$  perpendiculaire à  $B_0$ , s'annule avec la constante de temps  $T_2$  (temps de relaxation transversale) [12].

# Chapitre I: Imagerie par résonance magnétique et reconstruction d'image

La détection du signal en IRM se fait donc au moyen de bobines de réception, appelées antennes dans le langage courant. Les variations temporelles de l'aimantation résultante induisent des variations de flux à travers l'antenne, qui induisent ainsi un courant électrique mesurable grâce à la loi de Faraday (voir figure I.10) :

$$e = - \frac{d\phi}{dt} \tag{I.13}$$

Avec  $\phi$  le flux magnétique dans l'antenne de réception.

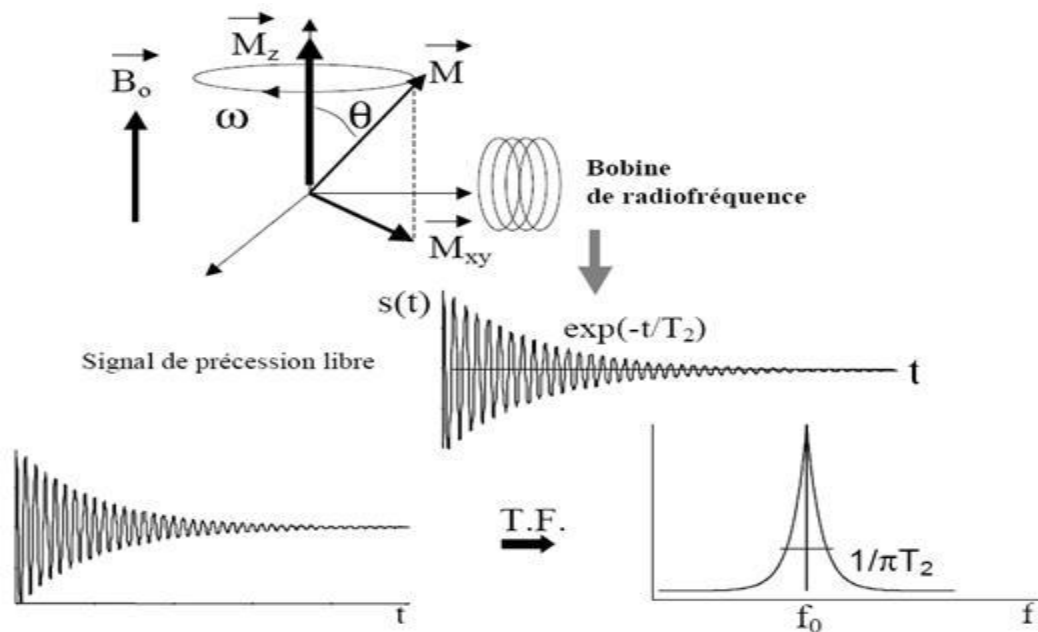


Figure I.10 : Signal de résonance et sa transformée de Fourier.

Ce signal est un signal électrique sinusoïdal exponentiellement amorti avec la constante de temps  $T_2$ : c'est le signal de RMN ou signal de précession libre, ou signal de FID (Free Induction Decay). La transformée de Fourier (TF) du signal de FID représente dans le domaine fréquentiel la raie de résonance qui est centrée sur la fréquence de Larmor

$$f_0 = \frac{\gamma}{2\pi} * B_0 \tag{I.14}$$

# Chapitre I: Imagerie par résonance magnétique et reconstruction d'image

et dont la largeur à mi- hauteur est égale à  $\frac{1}{\pi} T_2$

## I.3.4 Séquences utilisées en IRM

Les séquences d'enregistrement permettent de créer une image dont le contraste va dépendre d'une combinaison entre le temps de relaxation spin-réseau, le temps de relaxation spin-spin et la densité de protons. Dans la majorité des applications, il s'agit d'échos de spin ou d'échos de gradient.

### 1.3.4.1 Séquence écho de spin

La séquence écho de spin est particulièrement fondamentale en IRM. Elle permet d'obtenir différents types de pondération ( $T_1$ ,  $T_2$  et en densité de protons) en changeant les deux paramètres fondamentaux à savoir le temps d'écho TE et le temps de répétition TR.

Cette séquence est composée d'une impulsion d'excitation suivie d'une autre impulsion RF dite de refocalisation. Dans la plupart des cas, l'angle de bascule est de  $90^\circ$  pour l'excitation et de  $180^\circ$  pour la refocalisation [13].

La figure I.11 décrit l'expérience de base d'une séquence écho de spin avec ces deux paramètres de réglage, le temps d'écho TE et le temps de répétition TR.

- **Le temps d'écho (TE)** : Durée qui sépare le milieu de l'onde RF d'excitation et le milieu du temps de lecture.
- **Le temps de répétition (TR)** : Intervalle de temps séparant deux impulsions excitatrices successives de  $90^\circ$ .

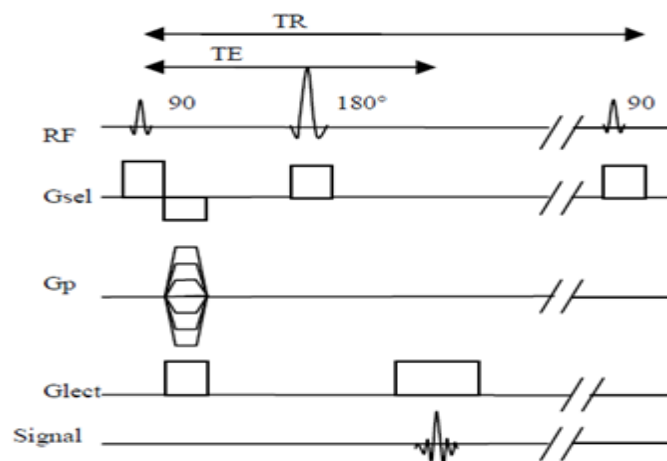


Figure I.11 : Chronogramme de la séquence écho de spin.

# Chapitre I: Imagerie par résonance magnétique et reconstruction d'image

## I.3.4.2 Séquence écho de gradient

En l'absence d'impulsion de  $180^\circ$ , l'écho (de gradient) est obtenu par l'application d'un gradient de lecture bipolaire dans la direction du codage en fréquence (voir figure I.12). Le premier lobe permet d'accélérer le déphasage de l'aimantation transversale, puis un second gradient de lobe inverse permet un rephasage des spins et une remontée sur la courbe  $T^*_2$ . Le gradient permet à la fois de recueillir le signal et de le coder en fréquence. Pour mémoire, on notera que le second lobe a au moins une durée double pour permettre d'échantillonner le signal de part et d'autre de l'écho.

La séquence en écho de gradient se distingue de l'écho de spin par :

- un angle de bascule en général inférieur à  $90^\circ$
- une absence d'impulsion RF de  $180^\circ$  de rephasage

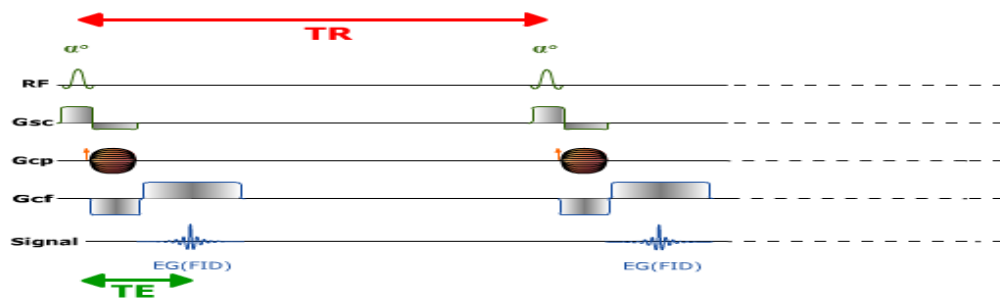


Figure I.12 : Chronogramme de la séquence écho de gradient.

## 1.3.5 Codage spatial du signal

Les différents éléments que nous avons étudiés nous permettent maintenant d'interroger les caractéristiques des noyaux d'hydrogène, comme cela est réalisé par RMN en chimie. Pour l'imagerie, il est nécessaire d'ajouter une information spatiale au signal pour attribuer une position aux différents signaux.

Le codage spatial repose sur l'application successive de gradients de champ magnétique. On utilise d'abord un gradient de sélection de coupe (GSC) qui permet de sélectionner le volume anatomique qui va être exploré. A l'intérieur de ce volume, la position de chaque point sera codée verticalement et horizontalement par l'application d'un gradient de codage par la phase (GCP), et d'un gradient de codage par la fréquence (GCF).

Les différents gradients qui permettent le repérage spatial ont des propriétés identiques, mais

# Chapitre I: Imagerie par résonance magnétique et reconstruction d'image

ils sont appliqués à des moments distincts et selon des directions différentes. Cette équivalence des gradients dans les trois directions de l'espace permet de réaliser des coupes dans tous les plans de l'espace.

## 1.3.5.1 Sélection de coupe

Un gradient de champ  $G_s$  est appliqué pendant l'impulsion d'excitation radiofréquence (RF) (figure I.13). L'orientation de la coupe sélectionnée est alors perpendiculaire à la direction de ce gradient. Son épaisseur est inversement proportionnelle à l'intensité de  $G_s$  et proportionnelle à la largeur de la bande de fréquences de l'onde radio  $\Delta z = \Delta \nu / \gamma G_s$ . La valeur de la fréquence centrale de l'impulsion permet aussi de choisir le niveau de la coupe [14].

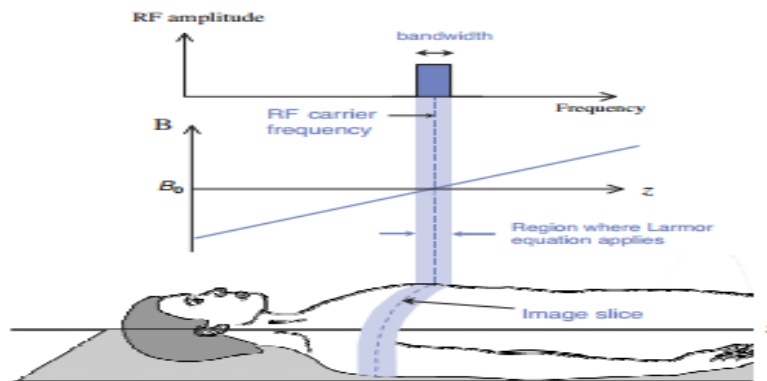


Figure I.13: Sélection de coupe par un gradient de champ magnétique en Z pendant l'impulsion radiofréquence d'excitation.

## 1.2.5.2 Encodage en phase

On suppose que le plan de coupe contient un ensemble de  $3 \times 3$  vecteurs d'aimantations. Le gradient d'encodage de phase  $G_p$  est appliqué après le gradient de sélection de coupe. On suppose qu'il est appliqué le long de la direction de y. Les spins tournent à différentes fréquences en fonction de leur position le long de la direction de ce gradient. Aux positions où le gradient augmente, la fréquence de précession augmente aussi et inversement. Après le  $G_p$  appliqué les spins deviennent déphasés et dépendent des différentes positions spatiales (figure I.4), C'est l'encodage en phase.

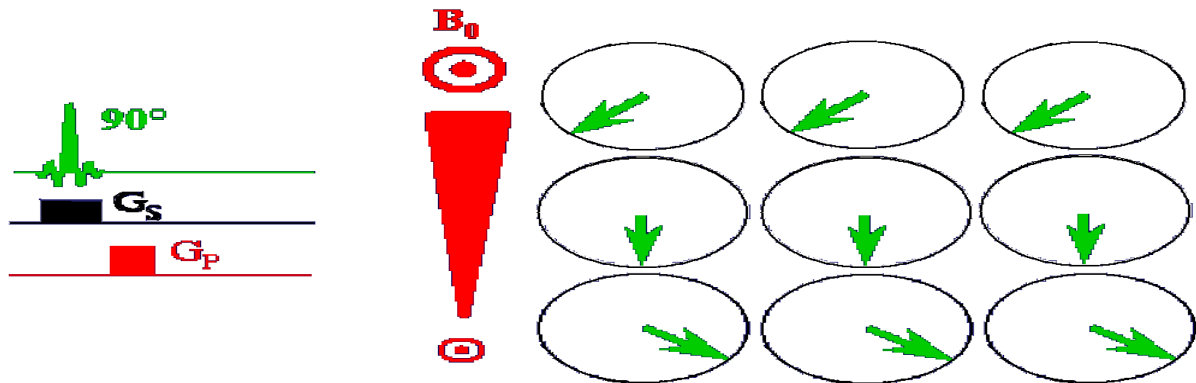


Figure I.14 : Sélection de l'impulsion du gradient d'encodage de phase.

### I.2.5.3 Encodage en fréquence

Lorsque l'impulsion du gradient d'encodage de phase est désactivée, l'impulsion du gradient d'encodage de fréquence GR est activée le long de la direction de x perpendiculaire à Gp (figure I.16). Cette fois-ci, c'est la fréquence de précession des spins qui varie en fonction de leur position le long de la direction de GR. Pendant l'application de ce gradient, le signal provenant de la coupe est mesuré, c'est pourquoi il est aussi appelé gradient de lecture [15].

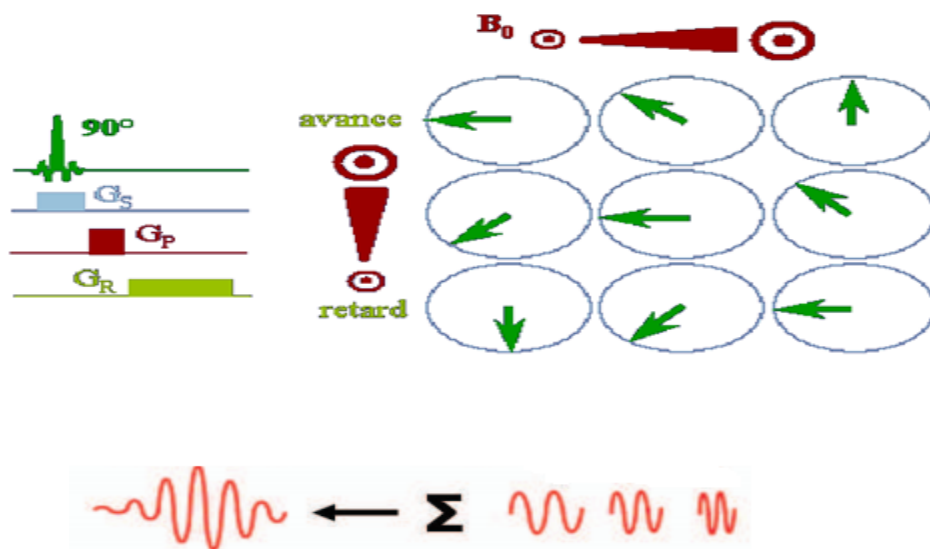


Figure I.15 : Sélection de l'impulsion du gradient d'encodage de fréquence.



# Chapitre I: Imagerie par résonance magnétique et reconstruction d'image

---

Lorsque nous considérons différentes techniques d'imagerie médicale, nous voyons qu'elles fournissent des informations directement dans l'espace à trois dimensions, appelées domaine spatial. En IRM, au contraire, 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.

L'information obtenue est donc un signal caractérisé par sa fréquence (et/ ou phase) et non pas par ses coordonnées spatiales.

## I.3.6 Formation de l'image et l'espace k

Le signal RMN est enregistré après les différentes étapes de la séquence employée, y compris le codage spatial. Ce signal doit être numérisé (convertisseurs analogique-numérique) puis être traité de façon numérique pour former l'image. Le signal RMN « brut » est stocké dans un tableau (une matrice) appelé espace k. Les données de l'espace k (ou plan de Fourier, espace fréquentiel) permettront ensuite de constituer l'image 2D grâce à une transformée de Fourier 2D inverse.

C'est le codage spatial qui permet d'acquérir les données de l'image sous forme fréquentielle, adaptées à l'espace k. Tout comme on plaçait dans le plan de Fourier les informations d'intensité et de phase pour chaque composante fréquentielle, selon  $f_x$  (fréquences spatiales horizontales) et  $f_y$  (fréquences spatiales verticales), les données recueillies au cours de la séquence IRM seront placées dans l'espace k selon  $k_x$  et  $k_y$ .

On définit :

$$k_x(t) = \frac{y}{2\pi} \int_0^t G_x(t') dt' \quad \text{et} \quad k_y(t) = \frac{y}{2\pi} \int_0^t G_y(t') dt' \quad (\text{I.15})$$

Avec :

$G_x$  : le gradient de fréquence      et       $G_y$  : le gradient de phase

# Chapitre I: Imagerie par résonance magnétique et reconstruction d'image

---

## I.3.7 Remplissage linéaire de l'espace k

Le mode de remplissage le plus simple de l'espace k correspond à la séquence Echo de spin classique. Les lignes de l'espace k sont balayées une par une, du haut vers le bas. Une ligne est balayée en entier à chaque répétition, elle contient donc à la fois les hautes et basses fréquences spatiales horizontales. Lorsque l'on passe d'une répétition à l'autre, il y a un changement dans l'intensité du gradient de codage de phase qui permet de changer de ligne : on recueille au début les hautes fréquences spatiales verticales positives puis les basses fréquences spatiales verticales, puis les hautes fréquences spatiales négatives.

Au fur et à mesure des répétitions, on va donc acquérir :

- sur l'axe horizontal : les contours et le contraste en même temps
- sur l'axe vertical : les contours, puis le contraste, puis les contours

Si l'on combine les informations selon X et Y, l'image va d'abord surtout contenir une information de contours (peu contrastée) puis lorsque les basses fréquences spatiales seront acquises, elle va devenir contrastée mais avec un flou vertical qui s'atténuera lorsque les hautes fréquences spatiales verticales négatives auront complété la partie inférieure de l'espace k.

## I.4 Conclusion

Dans ce premier chapitre, nous avons présenté quelques notions de base concernant le principe physique permettant de générer le signal manipulé en IRM qui utilise une seule antenne d'acquisition. Dans le but d'améliorer la qualité de l'image reconstruite, nous allons présenter dans le prochain chapitre une nouvelle technique d'imagerie par résonance magnétique qui l'imagerie parallèle.

**Chapitre II :**  
**Etat de l'art des méthodes de  
reconstruction en IRM**

### II.1 Introduction

L'Imagerie par Résonance Magnétique parallèle (IRMp) est une amélioration de la technique d'IRM classique qui vise à réduire la durée d'un examen dans le but 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. L'IRM parallèle permet d'améliorer la résolution des images (spatiale, temporelle,...) à un temps d'examen réduit.

A travers ce chapitre, nous allons détailler le principe de cette technique ; nous Allons étudier quelques techniques de reconstructions utilisées à savoir les méthodes GRAPPA, SPIRIT et ESPIRIT. D'autres méthodes efficaces permettant une reconstruction exacte à partir d'un nombre réduit de coefficient obtenue par la transformée en ondelette ont été étudié. Une association entre ces méthodes et la technique d'imagerie parallèle a été établie.

### II.2 Imagerie par résonance magnétique parallèle (IRMp)

Le principe de l'IRM parallèle est identique à celui de l'IRM classique décrit précédemment. Mais du point de vue technique, l'IRM parallèle consiste à faire l'acquisition de l'objet à imager en utilisant  $N_c$  antennes (figure II.1.b) au lieu d'une seule.

Ces antennes sont dites en réseau phasé, disposées côte à côte, chaque antenne disposant de son propre canal de réception du signal et donnent des informations différentes mais complémentaires sur le patient [16, 17]. L'utilisation la plus courante de l'imagerie parallèle consiste à reconstruire une image à partir des images brutes des antennes.

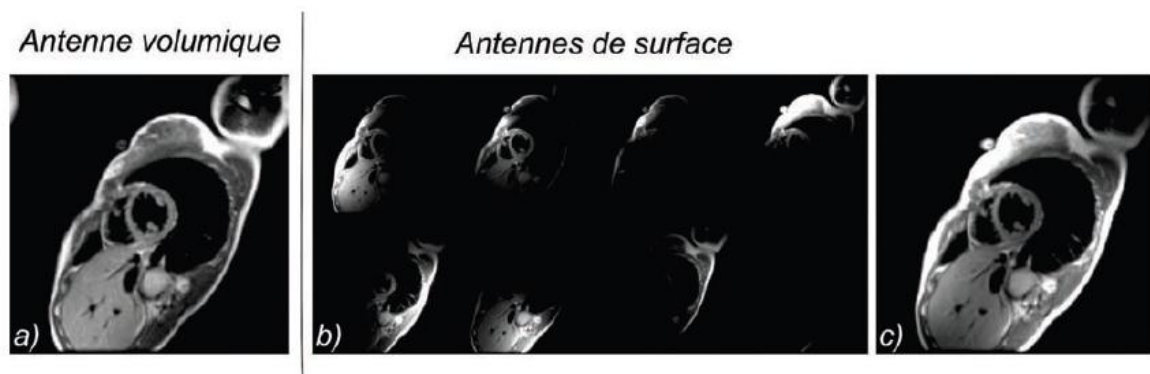


Figure II.1 : Antenne volumique et antenne de surface multi-éléments. Image cardiaque obtenue sur un volontaire sain avec **a)** l'antenne volumique et **b)** les différents éléments de l'antenne de surface cardiaque. **c)** L'information de tous les éléments d'antenne est ensuite combinée lors de la reconstruction d'image.

### II.2.1 Antennes en réseau phasé

Une antenne de petit diamètre permet d'obtenir un meilleur signal avec un rapport signal / bruit plus élevé qu'une antenne de grand diamètre. Cependant, son volume sensible est plus petit. En combinant plusieurs petites antennes (éléments de l'antenne en réseau phasé) qui enregistrent de façon simultanée et indépendante le signal, on explore un volume plus grand (figure II.2). 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 / bruit que celui délivré par une antenne unique de grandes dimensions. Employée de cette manière, l'acquisition avec une antenne constituée de plusieurs éléments en réseau phasé permet d'augmenter le rapport signal / bruit de l'image [5].

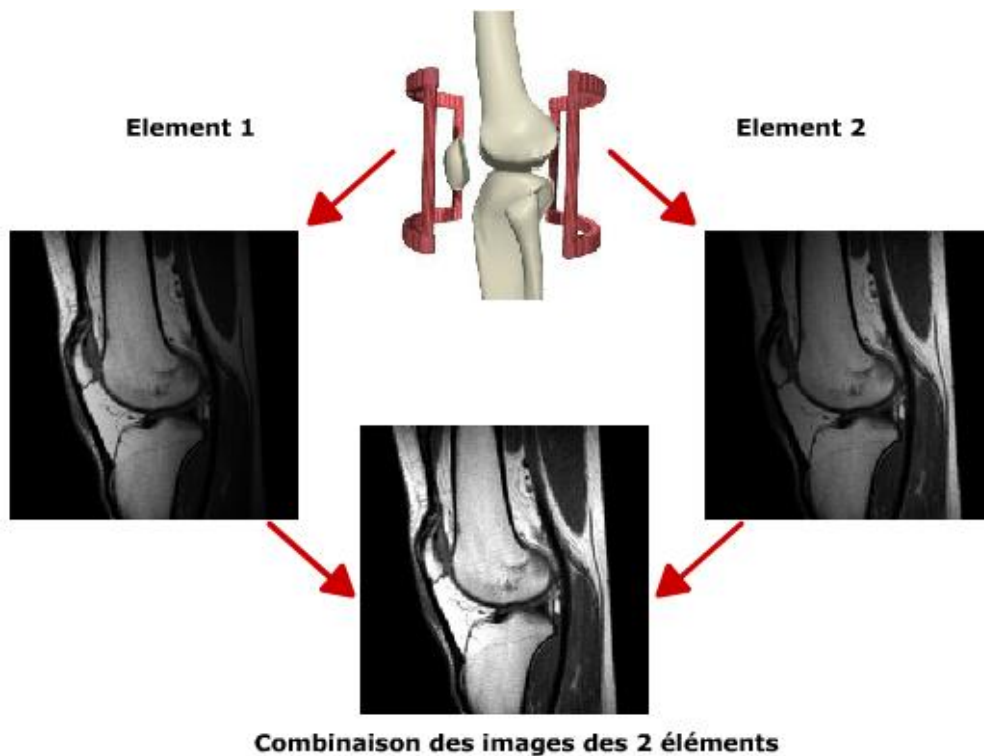


Figure II .2 : combinaison des images provenant de deux éléments disposés en face à face.

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

## Chapitre II : Imagerie par résonance magnétique parallèle

---

réception, sensibilité dans le volume) qui peut être utilisée pour reconstruire l'image, en complément du codage spatial induit par les gradients.

La matrice d'acquisition de chacune de ces antennes n'est pas complète, l'acquisition a été accélérée en sautant des lignes dans l'espace  $k$  et de donner des images repliées.

### II.3 Sous échantillonnage de l'espace $k$

La notion d'acquisition IRM parallèle implique une remise en question du processus séquentiel basé sur l'encodage de Fourier. L'idée est de reporter une partie de l'encodage spatial réalisé par les gradients sur un encodage spatial réalisé par le réseau d'antennes. En effet la sensibilité des antennes donne une information de localisation, qui varie avec leur disposition. Ainsi, il devrait être possible de réduire le temps d'acquisition par un facteur égal, ou s'approchant, du nombre d'antennes.

La réduction du temps d'acquisition revient à sous-échantillonner l'espace  $k$ , c'est-à-dire à n'acquérir qu'une partie des lignes de phases. Ce sont les lignes dans la direction de phase dont on essaie de réduire leur nombre, et non pas les lignes dans la direction de fréquence, car on a plus intérêt à réduire le nombre d'expériences (le nombre d'excitations RF), qu'à réduire la durée de l'expérience élémentaire.

Le sous-échantillonnage consiste à faire l'acquisition d'une ligne sur  $R$  lignes ( $R$  est appelé facteur de réduction ou facteur d'accélération) de l'espace de Fourier (la figure II.3 représente un exemple d'un sous-échantillonnage de  $R=2$  et  $R=4$ ) ce qui permet de diminuer le temps d'acquisition et les images bobines obtenues présentent des repliements (voir image sur la figure II.3). 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.

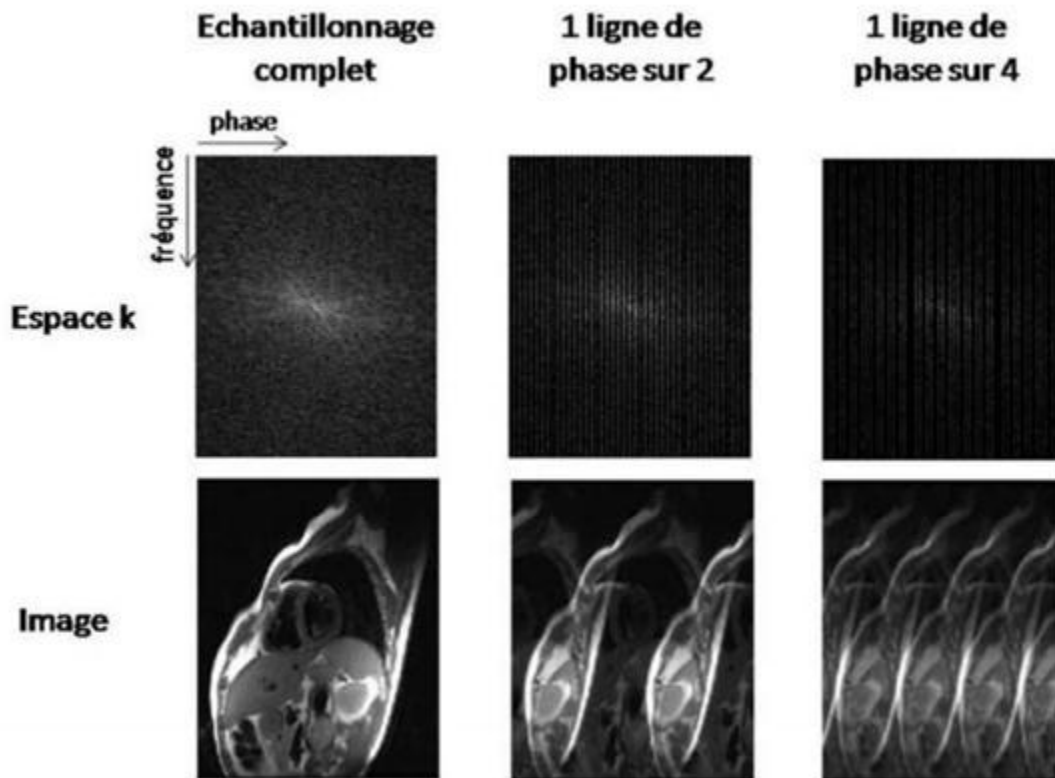


Figure II.3 : Effet d'un sous échantillonnage de l'espace k.

L'acquisition le plus rapidement possible des données brutes est l'un des problèmes cruciaux en imagerie par résonance magnétique. Ce problème est à la base de la création de différentes techniques de différents balayages qui par rapport à l'IRM classique, diminuent le temps d'acquisition. Cependant, un certain nombre de techniques ont été proposées pour accélérer l'acquisition IRM. Parmi ces techniques, nous pouvons citer d'autres modes d'acquisition comme l'acquisition spiralée.

### II.3.1 Acquisition spirale

L'acquisition spiralée consiste à échantillonner l'espace k différemment. L'une des approches très répandues est d'échantillonner l'espace k à partir du centre et d'aller vers l'extérieur avec une trajectoire de spirale [18]. Ce mode est entièrement décrit par les gradients de lecture, les gradients des 2 directions sont utilisés de façon combinée comme des gradients de lecture qui décrivent une trajectoire en spirale dans l'espace k (voir figure II.4).

## Chapitre II : Imagerie par résonance magnétique parallèle

A chaque répétition, la spirale est incrémentée d'un certain angle, et l'ensemble des points acquis par les spirales entrelacées est utilisé pour reconstituer un espace k par des algorithmes de gridding [19]. Cette technique offre la possibilité d'acquérir en un seul (ou quelques) passage(s) l'espace k dans son ensemble, et donc de réaliser des images dans un temps extrêmement court.

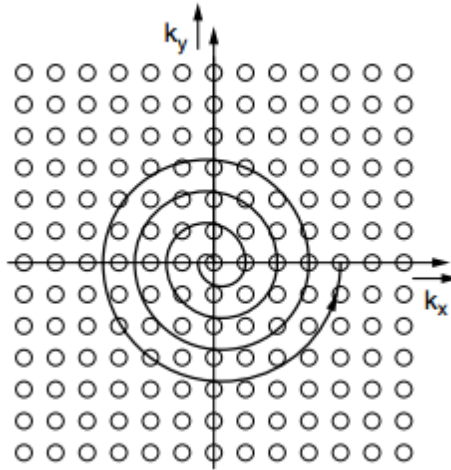


Figure II.4 : Trajectoire spirale utilisée pour parcourir l'espace k.

Du fait de la distribution non uniforme des points acquis dans l'espace k avec la technique spirale, on ne peut pas utiliser directement la transformée de Fourier rapide, habituellement utilisée pour la reconstruction des images en RMN. Il est nécessaire de redistribuer les points acquis sur une grille cartésienne. Cette étape est communément appelée gridding. Après gridding, l'image est obtenue par TF rapide.

Plusieurs techniques de gridding sont présentées dans la littérature. Les principes du gridding utilisant un noyau de convolution, très largement utilisé, seront introduits dans cette partie.

### II.3.2 Gridding avec noyau de convolution

Cet algorithme de redistribution des données est traditionnellement associé à l'imagerie spirale pour reconstruire les données qui constituent aujourd'hui la référence pour les techniques d'acquisition spirale.

Les différentes étapes de ce traitement sont parfaitement illustrées par la figure II.5.



### II.3.2. 1 Compenser la densité d'échantillonnage non uniforme (figure II.5a-c)

Les données sont multipliées par une fonction qui compense la densité d'échantillonnage non uniforme. Cette fonction de compensation de densité peut être réalisée de manière analytique, si l'équation de la trajectoire est connue .

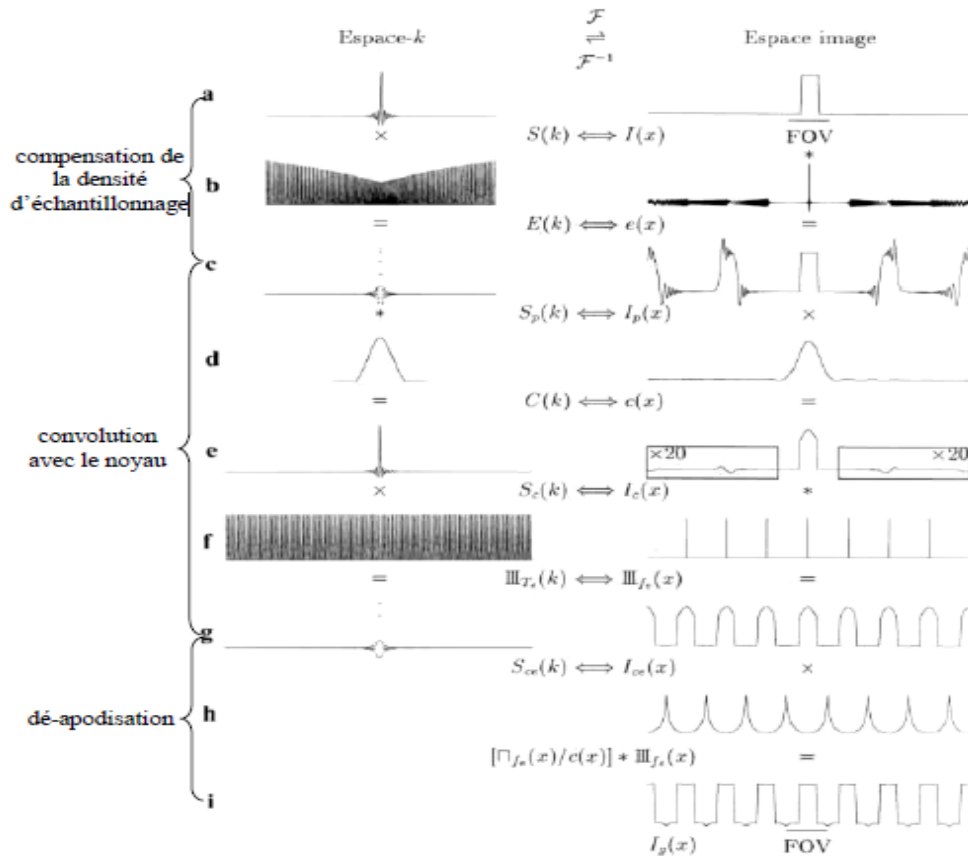


Figure II.5 : Illustration des étapes de l'algorithme de gridding avec noyau de convolution pour un signal à une dimension échantillonné irrégulièrement. Les étapes sont illustrées parallèlement dans l'espace k et dans l'espace image.

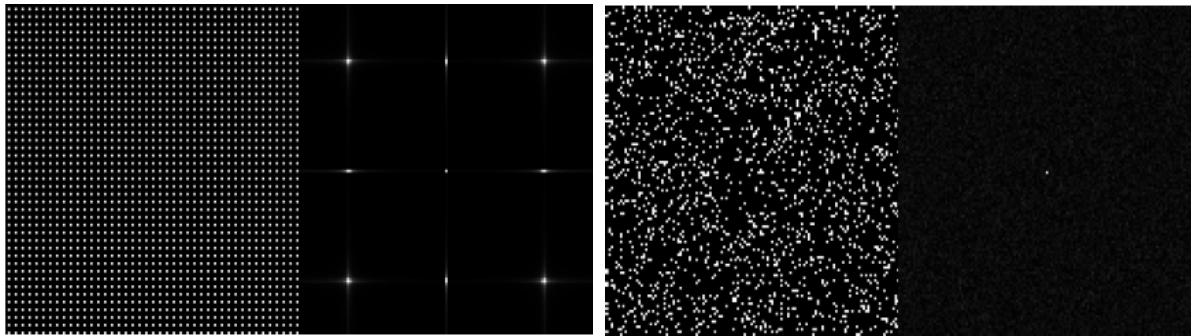
### II.3.2. 2 Convolution avec un noyau (figure 2.5c-g)

La convolution avec un noyau (Kaiser-Bessel, gaussien...) est réalisée en chaque point de la grille cartésienne. Le noyau le plus utilisé est Kaiser-Bessel. La largeur du noyau de convolution et le facteur multiplicatif de la grille sur laquelle seront distribuées les données sont les deux paramètres modulables de la reconstruction. Il faut que la densité des points cartésiens soit au moins égale à la plus grande densité d'échantillonnage de la spirale. D'autre part, il faut que la largeur du noyau couvre les plus grands espaces non échantillonnés.

### II.3.2.3 Dé-apodisation (figure 2.5g-i)

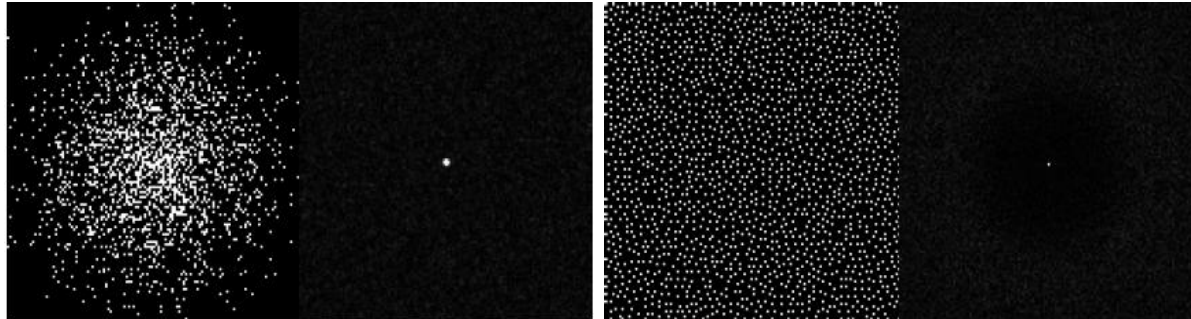
La convolution dans l'espace  $k$  génère une modulation de l'intensité dans l'espace image. Elle peut être éliminée grâce à une multiplication de l'espace image par l'inverse de la TF du noyau de convolution.

Une grande variété de modèles de sous-échantillonnage d'espace  $k$ , ont été étudiés dans le contexte de l'accélération de l'IRM, Comme l'échantillonnage uniforme, aléatoire uniforme, aléatoire à densité variable et l'échantillonnage aléatoire du poisson disque illustrés à la figure II.6



(a) échantillonnage uniforme (déterministe).

(b) échantillonnage aléatoire uniforme.



(c) échantillonnage aléatoire à densité variable.

(d) échantillonnage aléatoire du poisson disque.

Figure II.6 : Modèles de sous-échantillonnage de l'espace  $K$  et leurs fonctions d'étalement du point.

Après l'acquisition des données d'espace  $k$  en utilisant différentes formes de sous échantillonnage, différentes méthodes de reconstruction ont été développées pour résoudre le problème inverse.

### II.4 Méthodes de reconstruction

Dans les matériels IRM actuellement commercialisés, c'est les techniques de reconstruction SENSE et GRAPPA qui sont les plus répandues : SENSE est une technique de reconstruction dans le domaine image, et GRAPPA est une technique de reconstruction dans le domaine fréquentiel.

Les deux types d'algorithmes offrent une qualité de reconstruction similaire et sont globalement équivalentes. Lorsqu'il est difficile d'établir une cartographie de sensibilité fiable (zone explorée hétérogène : imagerie thoracique ou abdominale) ou lorsqu'il existe des différences entre l'acquisition pour la cartographie de sensibilité et la séquence d'imagerie (de type écho planar, plus sensible aux artéfacts de susceptibilité magnétique), les algorithmes de type GRAPPA sont avantageux. En effet, l'acquisition de lignes centrales de l'espace  $k$  supplémentaires permet d'obtenir à la fois des informations de contraste sur l'image et une calibration sur l'ensemble du champ.

Les techniques de reconstruction dans le domaine image sont plus performantes lorsque la direction de codage de phase est perpendiculaire au plan d'éléments d'antenne disposés face à face. Dans les autres cas, notamment lorsque la direction de codage de phase est parallèle aux antennes, les techniques de reconstruction dans le domaine fréquentiel sont mieux adaptées [5].

#### II.4.1 Reconstruction SENSE

La technique SENSE est une méthode d'acquisition parallèle reconstruite dans le domaine image développée par l'université de Zurich en 1998. Cette méthode de reconstruction a été introduite par Pruessmann [20]. Elle utilise des cartes de sensibilités.

Le signal recueilli lors d'une expérience IRM est décrit par l'équation suivante :

$$s(k) = \iint \rho(r) e^{j2\pi kr} d^2 r \quad (\text{II.1})$$

Où  $s$  est le signal mesuré dans l'espace  $k$ . La densité de protons dans une coupe sélectionnée est notée  $\rho(r)$ , avec  $r$  est un point  $(x, y)$  appartient à  $\Omega$  ( $\Omega$  est le support dans lequel la densité de protons est non nulle).

La méthode permettant de reconstruire les données acquises en imagerie parallèle dans le cas général pour une trajectoire de parcours arbitraire de l'espace  $k$  est la suivante (on suppose que l'on dispose des antennes au lieu d'une seule)

$$S_c(k) = \iint C(r) \rho(r) e^{j2\pi kr} d^2 r \quad (\text{II.2})$$

Avec  $S_c(k)$  le signal acquis par l'antenne  $c$  et  $C(r)$  est la sensibilité de l'antenne.

Les données acquises dépendent de la sensibilité de chacune des antennes. Chaque antenne ayant une sensibilité différente, les données acquises par une antenne sont différentes des autres tout en étant complémentaires.

### II.4.2 Méthode de reconstruction GRAPPA

GRAPPA (GeneRalized Autocalibrating Partially Parallel Acquisitions) [21] représente une généralisation de l'implémentation proposée par Heidemann et al [22] dans la méthode VD-AUTO-SMASH. Même si les deux techniques partagent le même schéma d'acquisition, la manière dont les lignes manquantes de l'espace  $k$  sont reconstruites, est significativement différente. La méthode GRAPPA ne requiert aucune combinaison entre les signaux ACS acquis à l'aide des différents canaux de réception. Le schéma de la méthode de reconstruction GRAPPA en utilisant un facteur d'accélération  $R = 2$  et une ligne ACS est représenté par la figure II.7. Dans ce cas, une régression du signal ACS (ligne de codage de phase représentée en bleu) acquis avec un seul canal de réception (canal numéro 3 dans l'exemple présenté) est effectuée en utilisant les lignes de codage de phase adjacentes ( $N_{\text{blocs}}$ ).

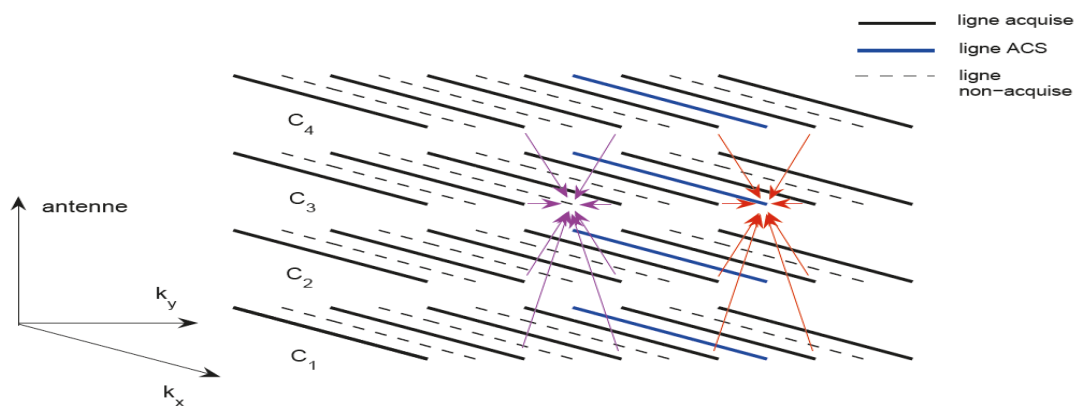


Figure II.7 : Description de la méthode de reconstruction GRAPPA pour un facteur d'accélération  $R = 2$ , une ligne ACS, 4 canaux de réception et  $N_{\text{blocs}} = 2$ . Les coefficients calculés en utilisant la régression indiquée par les flèches rouges permettent de déterminer les signaux non acquis de l'antenne  $C_3$ , comme l'indiquent les flèches violettes.

## Chapitre II : Imagerie par résonance magnétique parallèle

---

La reconstruction des lignes de codage de phase manquantes de l'espace  $k$ , correspondant à chaque canal de réception, est effectuée en utilisant les coefficients  $W_{lk}^{(m)}$  calculés selon la relation suivante :

$$S_l^{acs}(k_y + m \cdot \Delta k_y) = \sum_{k=1}^{N_c} W_{lk}^{(m)} S_k(k_y) \quad (\text{II.3})$$

Où :  $S_l^{acs}(k_y + m \cdot \Delta k_y)$  représente le signal ACS acquis à l'aide du canal de réception d'indice  $l$  variant de 1 à  $N_c$ .

La relation (3) peut s'écrire sous forme matricielle :

$$S_{acs}^{(m)} = w^{(m)} \cdot S \quad (\text{II.4})$$

Où la matrice  $S$  de taille  $N_c$  - lignes  $\times$   $N_x$  - colonnes contient les signaux acquis avec chaque canal dans la position  $k_y$  de l'espace  $k$ .  $N_c$  représente le nombre de canaux de réception et  $N_x$  le nombre d'échantillons dans la direction de lecture. La méthode GRAPPA, dans sa forme la plus simple, permet le calcul des poids  $w^{(m)}$  utilisant une seule régression entre le signal acquis  $S$  dans la position  $k_y$  et le signal ACS  $S_{acs}^{(m)}$  dans la position  $k_y + m \cdot \Delta k_y$ . Dans ce cas, la matrice  $w^{(m)}$  a les dimensions  $N_c \times N_c$ . Cette matrice permet le calcul d'une ligne non acquise de l'espace  $k$  à une distance  $m \cdot \Delta k_y$  d'une ligne de codage de phase acquise.

Dans le cas d'une implémentation plus généralisée, plusieurs lignes ACS sont acquises et permettent, grâce à la réalisation de multiples régressions, l'obtention d'une meilleure suppression des artefacts de repliement.

La reconstruction GRAPPA peut être améliorée par l'implémentation d'une fenêtre coulissante dans la direction de codage de lecture  $k_x$ , comme suggéré par Wang et al. [23].

Pour cette implémentation, les termes de l'équation (4) sont de taille :  $S_{acs}^{(m)}$  -  $N_c \times N_x$ ,  $w^{(m)}$  -  $N_c \times (N_c \cdot N_{blocs})$  et  $S$  -  $(N_c \cdot N_{blocs}) \times N_x$ , où  $N_x$  représente le nombre réduit d'échantillons dans la direction de codage de lecture utilisé par la fenêtre coulissante. Celle-ci sera déplacée dans la direction de codage de lecture comme montré dans la figure II.8 et permet le calcul du même échantillon de multiples façons ( $N_x$ ).

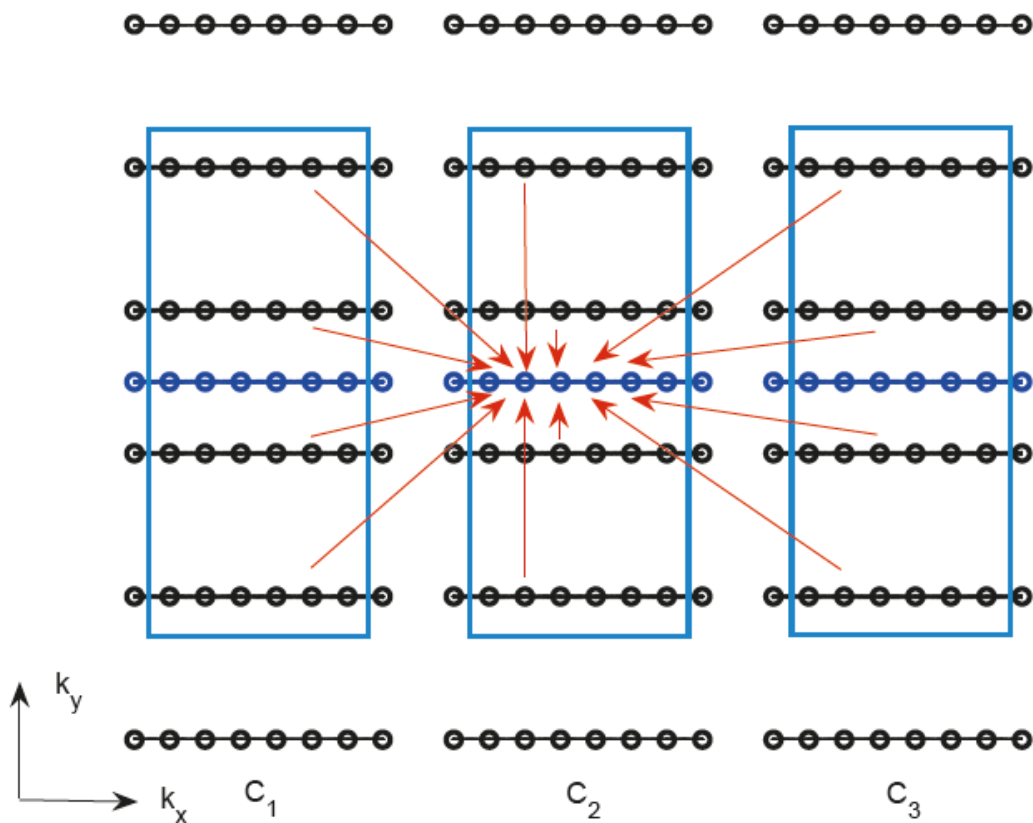


Figure II.8 : Reconstruction GRAPPA avec une fenêtre coulissante dans la direction de codage de lecture  $N_x = 6$ .

### II.4.3 Reconstruction SPIRiT

Cette méthode de reconstruction a des propriétés similaires à la méthode GRAPPA mais plus générale, elle utilise les données d'une manière plus efficace. La méthode SPIRiT utilise une correspondance linéaire entre les signaux ACS acquis et force cette correspondance pour synthétiser les valeurs des données dans les positions des lignes manquantes. L'objectif de cette méthode, est de décrire la reconstruction comme un problème inverse régi par deux contraintes de cohérence : cohérence de calibration, et cohérence de données d'acquisition.

L'idée de cette approche est de séparer ces contraintes. Nous formulons ces contraintes comme un ensemble d'équations linéaires [24]. La reconstruction d'image désirée consiste alors à trouver une solution qui satisfasse la condition de fidélité aux données.

### II.4.3.1 Cohérence de calibration

Dans la reconstruction GRAPPA traditionnelle, la cohérence de calibration est appliquée seulement entre les points acquis et les points synthétisés (manquants calculés après).

Le point  $x_i(\mathbf{r})$  synthétisé à la  $i^{\text{ème}}$  bobine est donné par :

$$x_i(\mathbf{r}) = \sum_j g_{rij}^* (\tilde{R}_r x_j) \quad (\text{II.5})$$

Avec

$g_{rij}$  : est un vecteur de poids obtenus après calibration avec un modèle d'échantillonnage particulier autour de la position  $\mathbf{r}$ .

$g_{rij}^*$  : Le transposé conjugué

$R_r$  est un ensemble d'opérateurs qui choisit les points dans un espace  $k$  cartésien d'une seule bobine, le produit  $R_r X_i$  est un vecteur contenant tous les points voisins à la position  $\mathbf{r}$  dans l'espace  $k$ .  $\tilde{R}_r$  sont les opérateurs qui choisit seulement les points voisins acquis de la position  $\mathbf{r}$  dans l'espace  $k$  (voir figure II.9.a).

La méthode SPIRiT applique la cohérence entre chaque point de la grille  $x_i(\mathbf{r})$  et l'ensemble de ses voisins (voir figure II.9.b) à travers toutes les bobines.

La notion de l'ensemble des voisins, comprend tous les points proches de  $x_i(\mathbf{r})$  dans l'espace  $k$  quelque soit le point (acquis ou non) dans toutes les bobines.

### II.4.3.2 Cohérence de données d'acquisition

La cohérence avec l'acquisition de données peut être exprimée comme un ensemble d'équations linéaires sous forme matricielle donnée par :

$$y = Dx \quad (\text{II.6})$$

Avec :

$y$  : le vecteur des données acquises à partir de toutes les bobines

$D$  : un opérateur linéaire qui relie l'espace  $k$  reconstruit,  $x$ , aux données acquises.

$x$  : les données acquises

Cette formulation est très générale dans le sens où les points  $x$  sont toujours les données dans l'espace  $k$  cartésien, cependant les données  $y$  peuvent être des données acquises avec des modes d'échantillonnage d'espace  $k$  arbitraire. En acquisitions cartésiennes, l'opérateur  $D$  sélectionne uniquement les positions d'espace  $k$  acquises. La sélection peut être arbitraire: uniforme, densité variable ou mode pseudo-aléatoires (voir section II.3.2.3). Dans

l'échantillonnage non-cartésien, l'opérateur  $D$  représente une matrice d'interpolation. Il interpole les données acquises d'une grille d'espace  $k$  cartésienne sur une grille d'espace  $k$  non cartésiennes

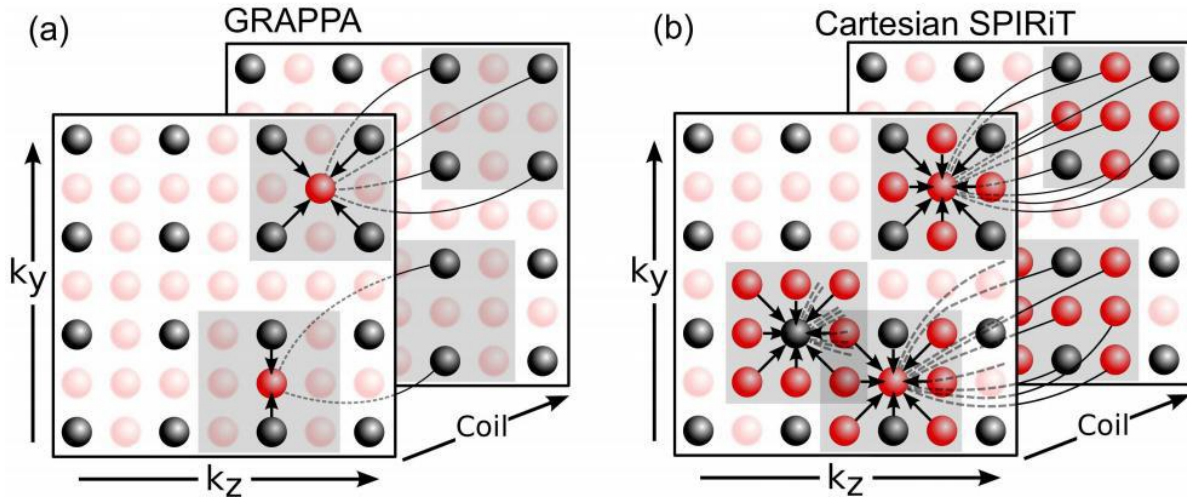


Figure II.9 : (a) GRAPPA 2D : Des données manquantes dans l'espace  $k$  sont synthétisées à partir des données acquises. Les noyaux synthétisés dépendent des points acquis voisins du point manquant. La reconstruction du point manquant est indépendante de la reconstruction des autres points. (b) Reconstruction SPIRiT Cartésien: trois équations sont illustrées. La reconstruction de chaque point dépend de tous les points voisins. La reconstruction du point manquant dépend de la reconstruction des autres points.

### II.4.4 Reconstruction ESPIRiT

Cette méthode de reconstruction a été introduite par Martin Uecker et al en 2013 [25], elle nécessite l'association de deux méthodes, une méthode basée sur les cartes de sensibilité telle que la méthode SENSE et l'autre basée sur l'autocalibration telle que la méthode GRAPPA.

- La reconstruction SENSE peut être représentée sous forme d'un problème inverse linéaire. Le signal reçu à la  $i^{\text{ème}}$  bobine peut être écrit sous la forme suivante :

$$y_i = PFS_i m \quad 1 \leq i \leq N \quad (\text{II.6})$$

Où  $m$  est l'aimantation,  $S_i$  est une matrice diagonale représentant la sensibilité à la  $i^{\text{ème}}$  bobine (pour  $N$  bobines :  $1 \leq i \leq N$ ),  $F$  est un opérateur de Fourier et  $P$  est un opérateur qui choisit les positions acquises dans l'espace  $k$ .

- La reconstruction GRAPPA est une méthode d'auto-calibration bobine par bobine.



## Chapitre II : Imagerie par résonance magnétique parallèle

Elle se présente comme un problème d'interpolation dans l'espace  $k$ . Les valeurs non acquises dans l'espace  $k$  sont synthétisés par une combinaison linéaire de toutes les données acquises voisins de l'espace  $k$  de toutes les bobines.

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

1. 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 acquises).
2. Un opérateur  $P_r$  permettant de choisir seulement les points acquis à partir du bloc de l'espace  $k$ .

Soit une grille d'espace  $k$  multi-bobines enchaîner dans un vecteur dans lequel les données non acquises sont nuls. Ainsi, le produit est un vecteur contenant seulement les positions acquises voisines autour de la position  $r$  dans  $k$ . Un point manquant à une position non acquise  $r$  de la  $i^{\text{ème}}$  bobine est synthétisé :

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

Où  $g_{ri}$  sont les poids de reconstruction, appelé noyau 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 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 sont des versions décalées de la surface AC, conduisant à une structure de matrice connue sous le nom de bloc -Hankel. La figure II.10 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:

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

Où  $y_i^{AC}$  sont les données de la région AC à la  $i^{\text{ème}}$  bobine (carré orange dans la figure II.10).

Dans la pratique, les noyaux qui calculent l'ensemble des équations approximativement sont calculés en résolvant le problème des moindres carrés avec régularisation [24, 26, 27].

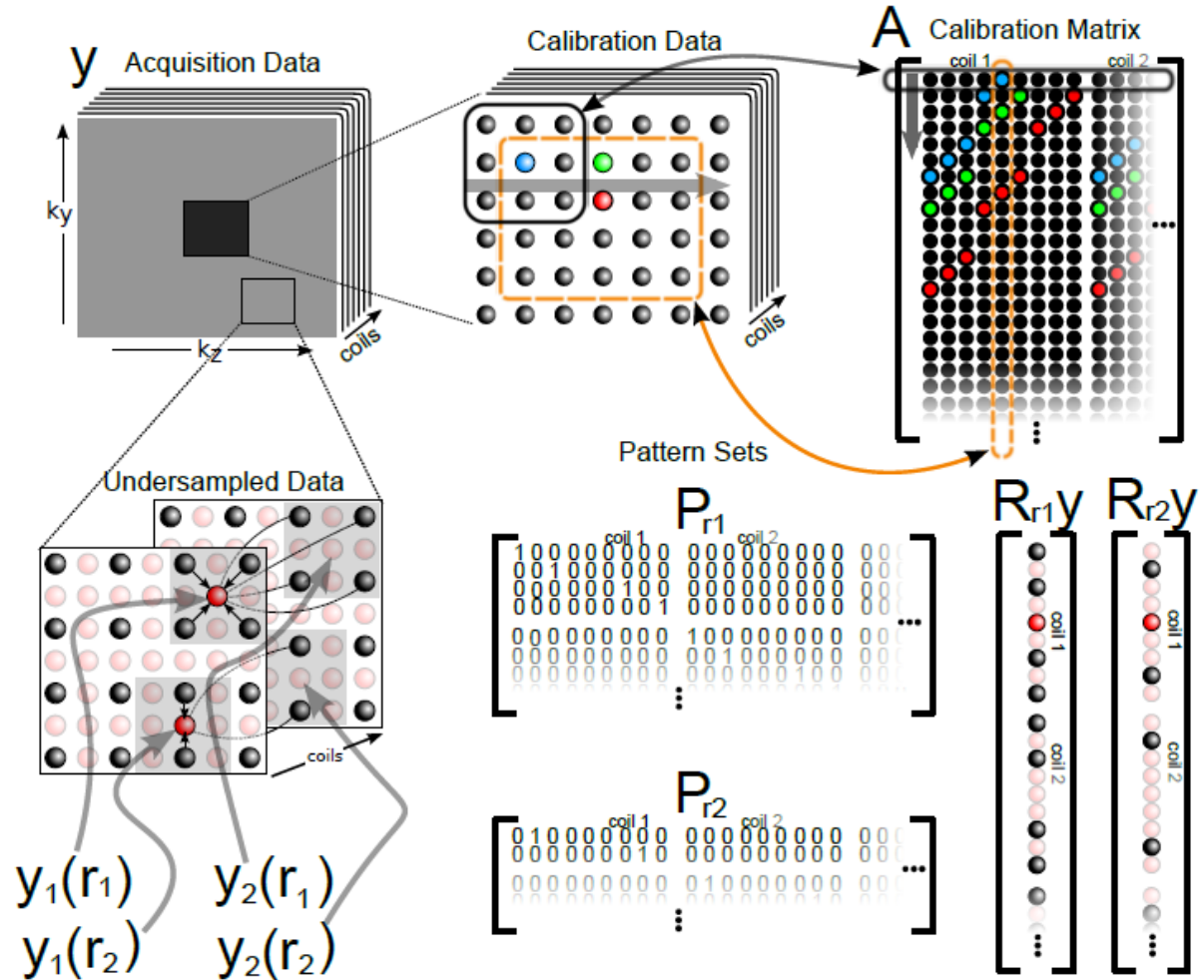


Figure II.10 : Organisation des données et opérateurs utilisés. Haut: La matrice de calibration  $A$  est réalisée en faisant glisser une fenêtre à travers les données de calibration. Les lignes de  $A$  sont des blocs qui se chevauchent dans l'espace  $k$  à partir des données de calibration. Bas-gauche: Echantillonnage dans l'espace  $k$ . En bas à droite :  $R_r$  représente un bloc dans l'espace  $k$  réorganisé sous forme vecteur. Milieu-bas: Ensemble de matrices représentant les positions  $k$ .  $P_r R_r y$  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 donc réalisée à partir d'une fenêtre coulissante sur les données AC.

### II.4.4.1 Matrice de calibration et reconstruction d'espace nul

Un moyen très utile pour analyser la matrice de calibration  $A$  est de calculer sa décomposition en valeurs singulières (SVD). La SVD est un algorithme de factorisation qui permet d'exprimer  $A$  comme le produit de trois matrices particulières  $U$ ,  $W$  et  $V$  telles que:

$$A = U \cdot W \cdot V^T \quad (\text{II.9})$$

- $U$  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.11 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.

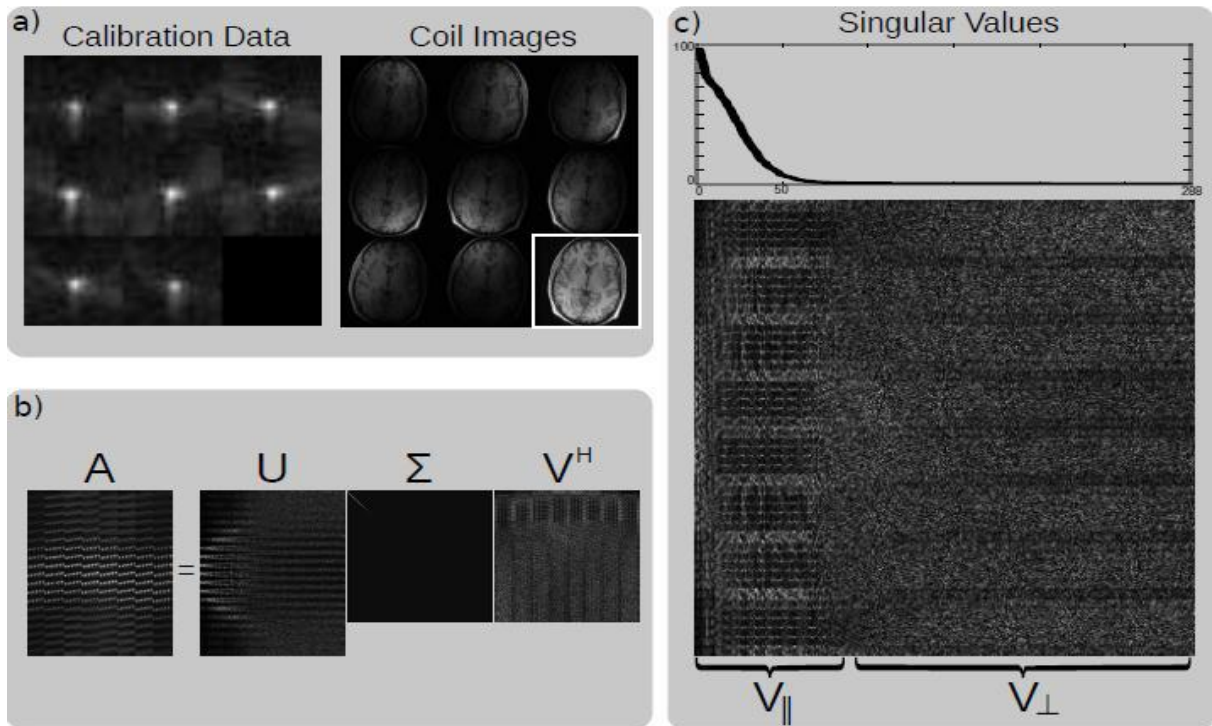


Figure II.11 : Décomposition en valeurs singulière SVD (Singular value decomposition) de la matrice de calibration. a) Amplitude des données de calibration dans l'espace  $k$  et images bobines huit canaux du cerveau. b) Décomposition en valeurs singulière SVD. Les valeurs singulières sont ordonnées par amplitude et apparaissent sur la diagonale de  $\Sigma$ . c) 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 dans  $k$  a un support en  $V_{\parallel}$  et pas en  $V_{\perp}$ .

### II.4.4.2 Carte de sensibilité comme un problème de valeur propre

La méthode d'espace nul calcule la solution dans l'espace nul de  $W-I$ , tandis que 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  $W_x = x$ ; cependant, par définition,  $x$  appartient à un sous-espace engendré par les vecteurs propres de  $W$  correspondant à la valeur propre '1'.

La décomposition en valeurs propres de l'opérateur  $W$  est simplifiée à la résolution d'une décomposition en valeur propre de plus petit détail  $G_q$  pour chaque position  $q$  dans l'espace image. Les étapes de calcul de  $G_q$  à partir de noyaux dans  $G_q$  sont illustrées dans la figure II.12. Ainsi, les cartes de sensibilité explicites peuvent être trouvés par la décomposition en

## Chapitre II : Imagerie par résonance magnétique parallèle

valeurs propres de tous les  $G_q$  en choisissant seulement les vecteurs propres correspond à la valeur propre '=1'. Ceci est représenté dans la figure II.13 pour les données d'une bobine tête huit canaux. Aux positions où aucune valeur propre '= 1 ', 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 [28].

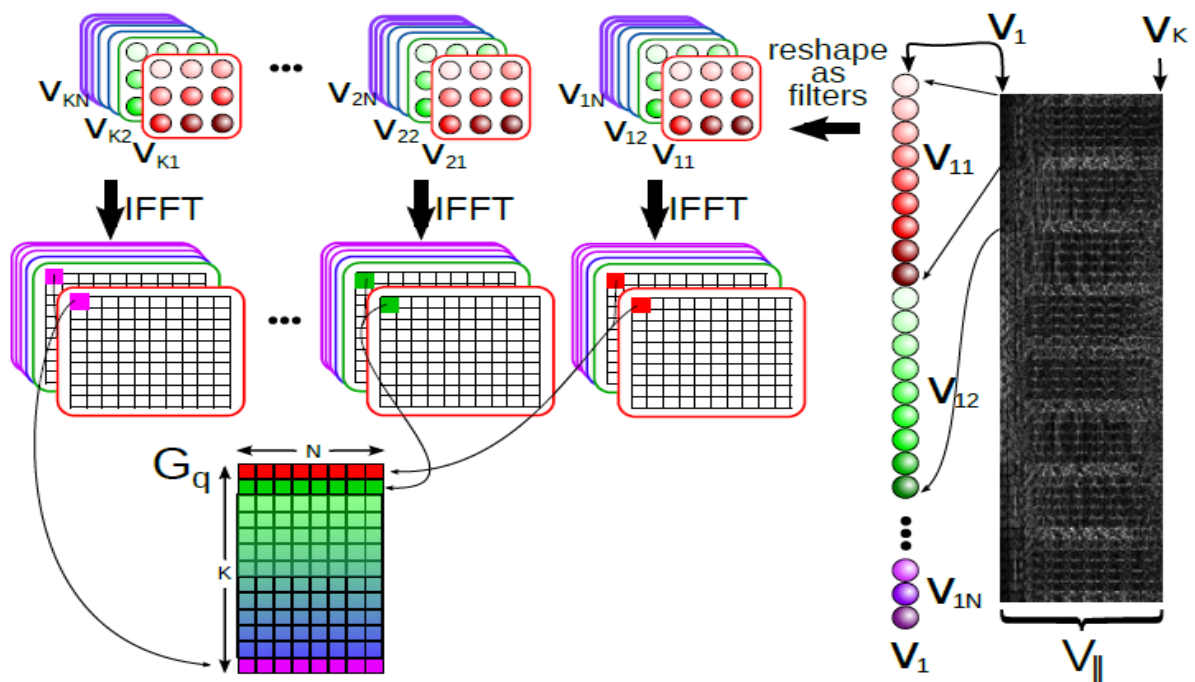


Figure II.12 : Construction des matrices  $G_q$  : moyen efficace pour calculer les valeurs et les vecteurs propres de  $W$ . Chaque vecteur de base dans  $G_q$  est renversé en noyaux de convolution dans l'espace  $k$ . Les convolutions peuvent être efficacement mises en œuvre comme des multiplications dans l'espace 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 noyaux dans  $G_q$  (qui représente le rang de la matrice de calibration  $A$ ).

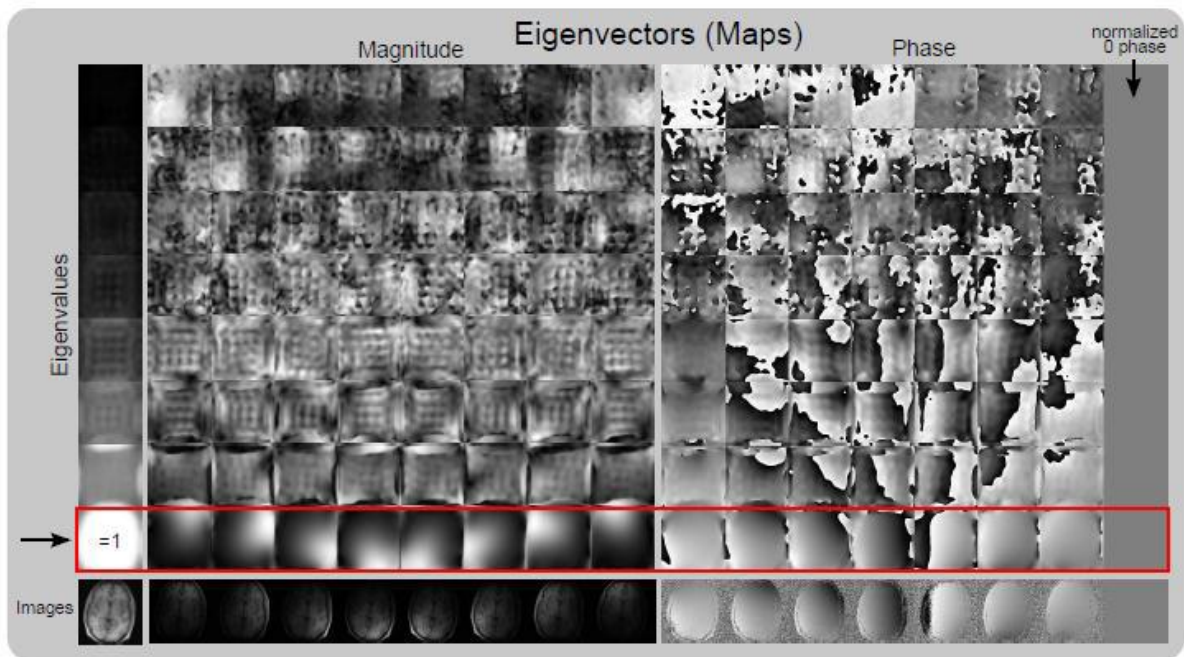


Figure II.13 : Cartes de sensibilité explicite à partir des données d'auto calibrations utilisant une décomposition en valeurs propres.

La figure II.13 montre les valeurs propres et les vecteurs propres de tous les  $G_q$  dans la carte.  $G_q$  a été calculée à partir de la transformée de Fourier de l'opérateur de reconstruction  $W$  pour les données d'une bobine-tête huit canaux utilisant une région de calibration. La colonne à gauche représente les valeurs propres obtenues en augmentant l'amplitude de haut en bas. Les valeurs propres  $\lambda = 1$  apparaissent dans les positions où se trouve le signal dans l'image. La figure II.13 (à droite) représente des cartes de l'amplitude et la phase des vecteurs propres pour chaque valeur propre à toutes positions spatiales. Les vecteurs propres correspondant aux valeurs propres  $\lambda = 1$  représentent les cartes de sensibilité. La dernière ligne de la figure II.13 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, un seul vecteur propre correspond à une valeur propre  $\lambda = 1$  à chaque position, et toutes les autres valeurs propres sont  $\ll 1$ .

Pour atteindre une inversion plus robuste du problème inverse mal posé en question, une régularisation est généralement nécessaire. De nombreuses approches ont été utilisées pour

pallier les inconvénients de la reconstruction classique, à titre d'exemple, on peut citer la régularisation au sens de Tikhonov.

### II.5 Régularisation de Tikhonov

La régularisation Tikhonov est la méthode de régularisation la plus utilisée pour la résolution de problèmes qui ne sont pas bien posés ainsi que pour les problèmes inverses. Elle a été imaginée par le mathématicien russe Andreï Nikolaïevitch Tikhonov. Elle est connexe à l'algorithme de Levenberg-Marquardt pour la résolution de problème non linéaire de moindres carrés.

L'approche classique pour résoudre un système d'équations linéaires surdéterminées exprimées par

$$Ax = b \quad (\text{II.10})$$

est connue comme la méthode des moindres carrés et consiste à minimiser le résidu

$$\|Ax - b\|^2 \quad (\text{II.11})$$

Où  $\|\cdot\|$  est la norme euclidienne. Cependant, la matrice  $A$  peut-être mal conditionnée ou non inversible, conduisant à un grand nombre de solutions.

Dans le but de privilégier une solution particulière dotée de propriétés qui semblent pertinentes, un terme de régularisation est introduit dans la minimisation :

$$\|Ax - b\|^2 + \|\Gamma x\|^2 \quad (\text{II.12})$$

La « matrice de Tikhonov » doit être judicieusement choisie pour le problème considéré.  $x$  est le vecteur que l'on cherche à exprimer.  $x$  est souvent une approximation discrétisée (cf. discret) d'une fonction continue. Dans de nombreux cas, la matrice  $\Gamma$  est la Matrice identité  $\Gamma = I$ , ce qui favorise les solutions dont les normes sont petites. Dans d'autres cas des opérateurs passe-bas, par exemple un opérateur de différence ou un opérateur de Fourier pondéré peut être utilisé pour éliminer les variations rapides de la fonction lorsque l'on a de bonnes raisons de croire que le vecteur  $x$  est l'approximation d'une fonction continue.

Cette régularisation améliore le conditionnement du problème, permettant ainsi de trouver une solution numérique.

## Chapitre II : Imagerie par résonance magnétique parallèle

---

Une solution numérique que l'on va appeler  $\hat{x}$  est donnée par:

$$\hat{x}=(A^T A + \Gamma^T \Gamma)^{-1} A^T b \quad (\text{II.13})$$

L'effet de la régularisation dépend du choix de la matrice  $\Gamma$ . Lorsque  $\Gamma = 0$ , on en revient au cas de la solution, non régularisée, des moindres carrés, pourvu que  $(A^T A)^{-1}$  existe.

Afin d'améliorer la qualité des images reconstruites par la technique d'IRMp, l'échantillonnage compressé (CS) a émergé comme une nouvelle théorie, différent d'IRM parallèle. CS est nécessaire pour faire des reconstructions précises à partir d'un petit sous-ensemble de l'espace  $k$ . La représentation parcimonieuse est une étape très importante en CS ; pour cela, il est nécessaire de définir la parcimonie.

### II.6 Parcimonie (SPARSE)

La parcimonie a émergé ces dernières années comme un concept fondateur en traitement des signaux et des images. La parcimonie permet de prendre en compte la compressibilité des données à l'aide d'une représentation bien choisie. Elle donne naissance aux méthodes les plus performantes pour résoudre des problèmes inverses comme la super-résolution et l'imagerie par résonance magnétique.

La parcimonie est également au cœur de l'échantillonnage compressé (compressed sensing), une méthode révolutionnaire pour acquérir des données rapidement et sous forme déjà compressée.

#### II.6.1 Signal parcimonieux

Un signal est dit parcimonieux lorsque la plupart de ses coefficients sont (approximativement) nuls [29].

La figure II.14 montre un exemple d'un signal parcimonieux. Ce signal ( $x$ ) contient 5 composantes non nulles parmi  $n$  composantes (nulles),  $n=128$  dans cet exemple.



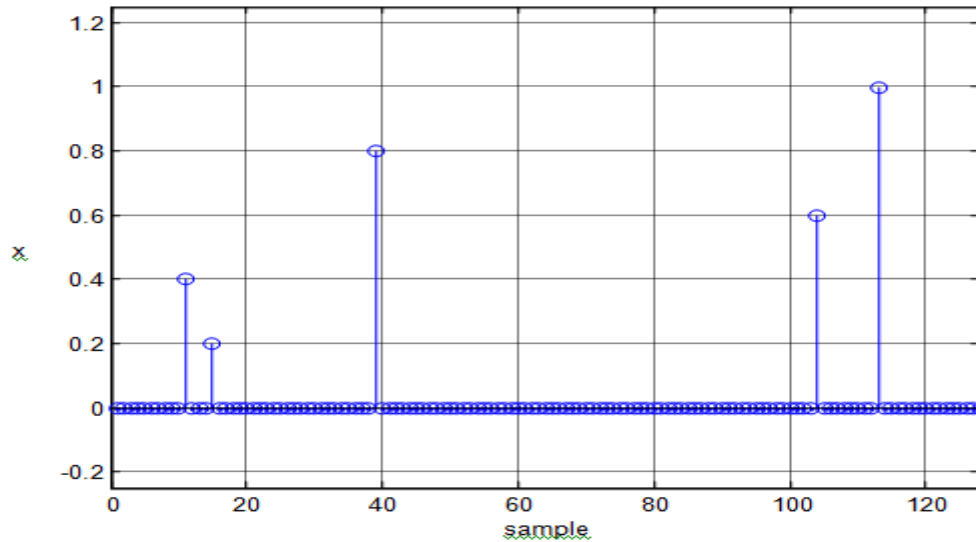


Figure II.14 : un signal parcimonieux avec 5 coefficients non nuls

On ajoute au signal parcimonieux un bruit Gaussien aléatoire de variance 0.05 comme montre la figure II.15.

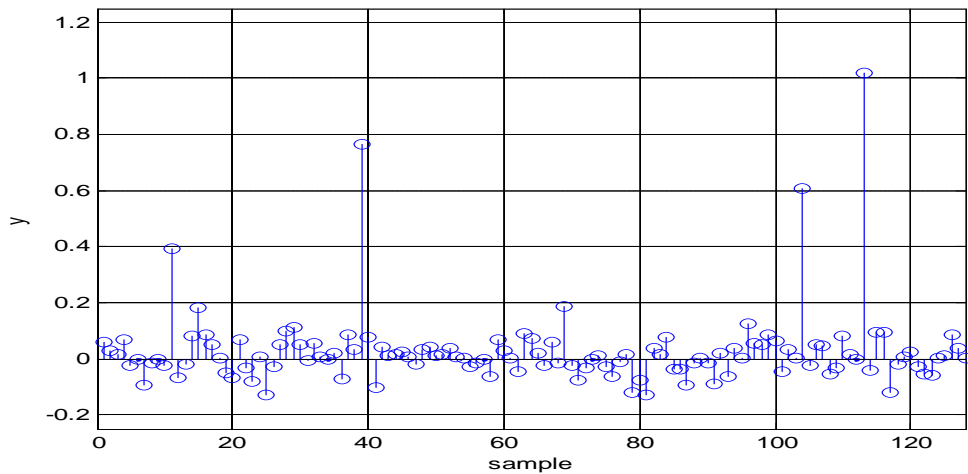


Figure II.15 : Signal parcimonieux bruité

Différentes solutions existent pour débruiter le signal. La plus connue est celle utilisant la norme L2 :

$$\operatorname{argmin} \frac{1}{2} \|\hat{x} - y\|_2^2 + \lambda \frac{1}{2} \|\hat{x}\|_2^2 \quad (\text{II.14})$$

Où  $x$  est le signal parcimonieux,  $y$  est le signal bruité et  $\lambda$  est le paramètre de régularisation.

La solution de l'équation (II.14) est donnée par :

$$\hat{x} = \frac{1}{1+\lambda} y \quad (\text{II.15})$$

La figure II.16 représente le signal obtenu après débruitage.

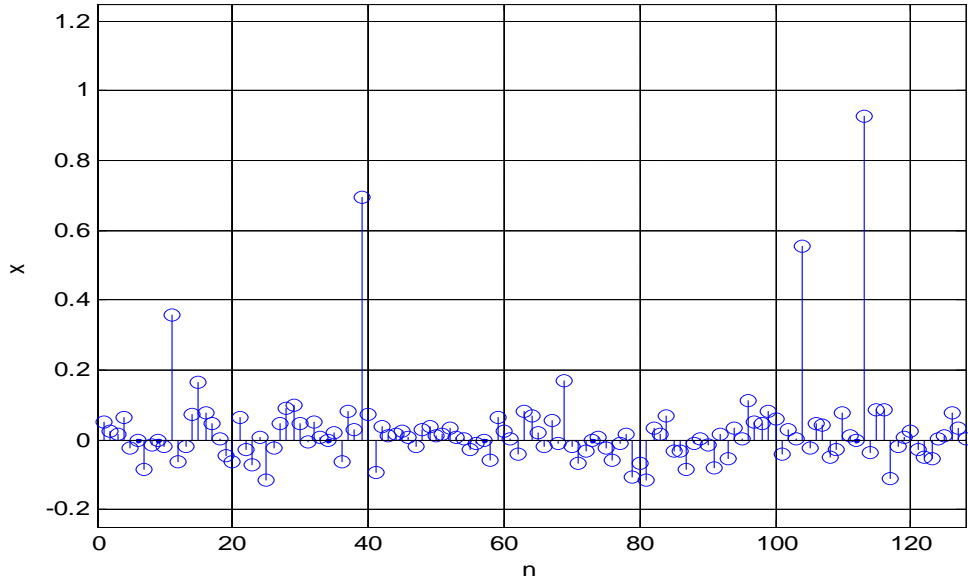


Figure II.16 : débruitage du signal en utilisant la norme L2

Dans cette partie, on essaye d'appliquer la norme L1 à notre solution :

$$\operatorname{argmin} \frac{1}{2} \|\hat{x} - y\|_2^2 + \lambda \|\hat{x}\|_1 \quad (\text{II.16})$$

La solution de l'équation (II.16) est donnée par :

$$\hat{x} = \begin{cases} y + \lambda & \text{si } y < -\lambda \\ 0 & \text{si } |y| < \lambda \\ y - \lambda & \text{si } y > \lambda \end{cases}$$

En choisissant un  $\lambda = 0.1$  la figure II.17 représente le signal parcimonieux obtenu après débruitage.

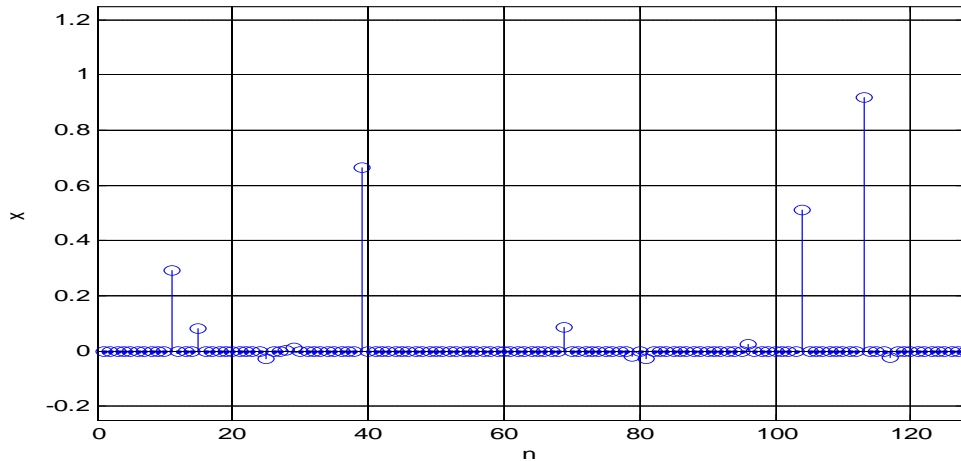


Figure II.17 : débruitage du signal en utilisant la norme L1

Le débruitage du signal selon les normes L1 et L2 donne des résultats totalement différents,

Le critère de la norme L2 offre une solution moins optimale que la norme L1. La norme L1 a récupéré presque le même signal de départ.

### II.6.2 Echantillonnage compressé (compressed sensing)

Une idée du compressed sensing (ou compressive sensing ou encore compressive sampling) est d'échantillonner un signal à une fréquence significativement moins importante que celle prescrite par Shannon, de façon non régulière et en exploitant son caractère parcimonieux.

Un des principes fondamentaux du traitement numérique des signaux et de l'acquisition des données est la théorie de l'échantillonnage de Shannon-Nyquist [30]. Cette théorie précise que le nombre d'échantillons nécessaires pour capter la totalité de l'information portée par un signal est imposé par sa largeur de bande fréquentielle. La contrainte imposée au signal est alors qu'il soit à bande limitée. Le cas échéant on utilise un filtre passe-bas d'anti-repliement pour limiter la bande fréquentielle du signal avant l'échantillonnage.

Cette théorie est pratiquement à la base de la plupart des protocoles d'acquisition de signaux et de conversion analogique /numérique utilisés dans l'électronique audio-visuelle, les appareils d'imagerie médicale, la communication, l'industrie, ... etc. Les approches conventionnelles d'échantillonnage des signaux ou d'images suivent alors le célèbre théorème de Shannon-Nyquist :

### Théorème 1

La fréquence d'échantillonnage  $f_e$  doit être au moins deux fois la fréquence maximale  $f_{max}$  présente dans le signal pour que ce signal puisse être reconstruit parfaitement par filtrage linéaire passe-bas.

$$f_e \geq 2 \times f_{max} \quad (\text{II.17})$$

Cependant, la fréquence d'échantillonnage  $f_e$  de Shannon-Nyquist est une condition suffisante, mais pas toujours nécessaire.

Au cours de ces dernières années, on a vu l'apparition d'un protocole alternatif de mesure/acquisition connu par « compressive sampling » ou « compressed sensing » (CS) que l'on peut traduire par « échantillonnage et compression simultanés ». Cette technique permet une reconstruction fiable de signaux (images et autres) à partir de mesures sous échantillonnées (au dessous de la fréquence imposée par Shannon-Nyquist (équation (II.17))).

Au coeur de cette nouvelle approche, on distingue trois observations essentielles :

1. La première est que l'échantillonnage selon Shannon-Nyquist exploite un minimum d'information a priori sur le signal à échantillonner, i.e. sa bande fréquentielle. Cependant la plupart des signaux auxquels on s'intéresse sont structurés et ne remplissent que partiellement la bande fréquentielle qui leur est attribuée. Plus précisément, la plupart des signaux sont parcimonieux, ou compressibles dans une base appropriée, ce qui signifie que l'on peut les coder avec un nombre de coefficients qui est inférieur à leur degré de liberté, dimension de l'espace dans lequel ils se trouvent.

2. La deuxième observation est que l'information utile dans les signaux compressibles peut être captée par des protocoles d'échantillonnage ou de détection qui condensent directement ces signaux en une forme compressée. La surprise est que ces protocoles de détection ne fassent pratiquement que la corrélation linéaire du signal avec un ensemble fixe de formes d'ondes indépendantes du signal. Ces formes d'ondes, doivent toutefois être "incohérentes" avec la famille de formes d'ondes dans lequel le signal est compressible.

3. La troisième observation est que, en contraste avec l'acquisition traditionnelle qui résulte en des décodeurs linéaires, on utilise généralement, pour le décodage, des procédés d'optimisation numérique non linéaires, pour reconstruire le signal à partir de mesures linéaires.

En résumé, l'échantillonnage selon la technique du CS transforme directement les données

## Chapitre II : Imagerie par résonance magnétique parallèle

analogiques en leurs représentations numériques compressées, de telle sorte qu'on peut – en principe – obtenir des signaux reconstruits, de façon fiable, à partir d'un nombre de mesures largement inférieur à celui imposé par le théorème de Shannon-Nyquist.

La théorie du CS contourne le processus habituel d'acquisition, dans lequel des quantités massives de données sont recueillies, pour être en grande partie rejetées dans une étape de compression ultérieure, qui est habituellement nécessaire pour leur stockage et leur transmission. Le protocole d'acquisition de données CS traduit directement les données analogiques en une forme numérique compressée de sorte que l'on peut, du moins en principe, obtenir des signaux-super-résolus à partir de seulement quelques mesures. Après l'étape d'acquisition, tout ce que nous devons faire est la «décompression» des données mesurées à travers un procédé d'optimisation non linéaire.

Comme c'était mentionné ci-dessus, le CS repose comme deuxième étape sur l'incohérence des mesures par rapport à la base dans laquelle le signal sera reconstruit, qui se rapporte à la méthode d'acquisition.

### II.6.2.1 Exemple

Reprenant l'exemple traité ci-dessus (II.6.1) et essayant d'appliquer la méthode de CS sur ce signal. Comme première étape, il est nécessaire de passer par un sous échantillonnage de l'espace  $k$ . Pour cela, on a appliqué un sous-échantillonnage aléatoire au signal, comme montre la figure II.18.

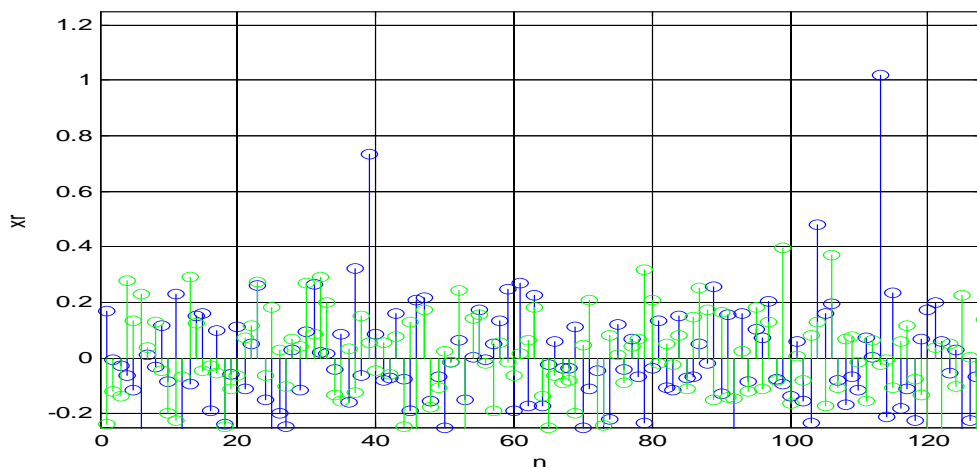


Figure II.18 : Sous échantillonnage du signal.

Le choix du sous-échantillonnage aléatoire permet de convertir le problème mal conditionné à un problème de débruitage du signal.

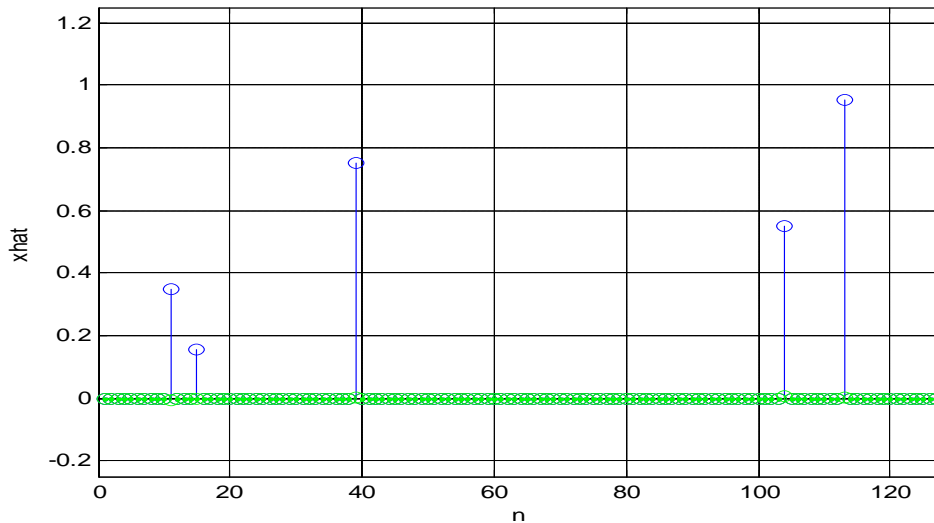


Figure II.19 : Débruitage du signal par la méthode CS

### II.6.2.2 Échantillonnage incohérent

Supposons que l'on a une paire de bases orthonormées  $(\phi, \psi)$ , de  $\mathbb{R}^n$ . La première base  $\phi$  est utilisée pour l'acquisition du signal  $f$ , et la deuxième base  $\psi$  est utilisée pour la reconstruction de la représentation  $x$  de  $f$ . On verra par la suite que  $\psi$  est choisie de façon à avoir une représentation  $x$  parcimonieuse de  $f$ . La condition des bases orthonormées n'est pas essentielle mais simplifiera la présentation.

#### Définition 1

La cohérence entre la base d'acquisition  $\phi$  et la base de représentation  $\psi$  est mesurée par:

$$\mu(\phi, \psi) = n \times \max_{1 \leq k, j \leq n} |\langle \phi_k, \psi_j \rangle|^2 \quad (\text{II.18})$$

La cohérence mesure la plus grande corrélation entre n'importe quel couple de colonnes de  $\phi$  et  $\psi$  [31]. On peut facilement déduire que  $\mu(\phi, \psi) \in [1, n]$  [32]; Plus  $\phi$  et  $\psi$  contiennent des éléments corrélés, plus la cohérence est grande.

Le « compressive sampling » trouve son intérêt avec les paires de bases fournissant une faible Cohérence. On prend pour  $\phi$  la base canonique  $\phi_k(t) = \delta(t - k)$  et pour  $\psi$  la base de

Fourier,  $\psi_j(t) = \frac{1}{\sqrt{n}} e^{j \frac{2\pi j t}{n}}$ .

Puisque  $\phi$  est la matrice d'acquisition, ceci correspond à l'arrangement d'échantillonnage classique dans le temps ou dans l'espace. Les paires temps-fréquence ou espace-fréquence donnent une cohérence minimale  $\mu(\phi, \psi) = 1$  et donc, on trouve le maximum d'incohérence. De plus, cette incohérence maximale entre les impulsions et les sinusoides ne se limite pas seulement au cas unidimensionnel, mais s'étend aussi au cas multidimensionnel.

### II.6.3 Sparsité des images médicales (parcimonie des images médicales)

La plupart des images médicales ne sont généralement pas parcimonieuses, l'acquisition compressée (CS) contrairement aux autres domaines d'applications exploitant la parcimonie est un domaine qui a vu le jour grâce à la parcimonie. La plupart des images médicales n'ont pas une représentation parcimonieuse. En décomposant ce type d'image dans une base d'ondelettes, la transformation en ondelettes de l'image est parcimonieuse.

#### II.6.3.1 Transformée en ondelettes

La théorie des ondelettes [33] est apparue au début des années 1990, elle touche de nombreux domaines des mathématiques, notamment le traitement du signal et des images.

L'analyse multi résolution donne un ensemble de signaux d'approximation et de détails (voir figure II.20) d'un signal de départ en suivant une approche fin-à-grossier (fine-to-coarse). On obtient une décomposition multi-échelle du signal de départ en séparant à chaque niveau de résolution les basses fréquences (approximation) et les hautes fréquences (détails) du signal.

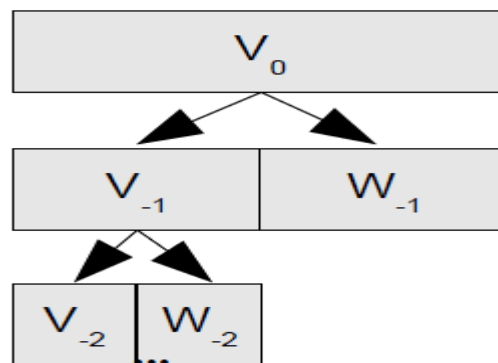


Figure II.20 : décomposition multi-échelle du signal de départ

$V_0$  : Espace de départ,  $V_{-1}$  : Approximation Niveau 1,  $W_{-1}$  : Détails niveau 1, ...

## Chapitre II : Imagerie par résonance magnétique parallèle

La transformée en ondelettes remplace la sinusoïde de la transformée de Fourier par une famille de translations et dilatations d'une même fonction.

Les paramètres de translation et de dilatation sont les deux arguments de la transformée en ondelettes.

La transformée en ondelettes est définie par :

$$W f(\mu, s) = \langle f, \psi_{\mu,s} \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{s}} \psi^* \left( \frac{t-\mu}{s} \right) dt \quad (\text{II.19})$$

Où l'atome de base  $\psi$  est une fonction de moyenne nulle, centrée au voisinage de 0 et d'énergie finie. La famille de vecteurs est obtenue par translation et dilatation de l'atome de base:

$$\psi_{\mu,s}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi \left( \frac{t-\mu}{s} \right) \quad (\text{II.20})$$

La fonction précédente est centrée au voisinage de  $\mu$ , comme l'atome de Fourier fenêtré. Si le centre de fréquence de  $y$  est  $h$ , le centre de fréquence de la fonction dilatée est en  $h/s$ .

L'écart-type en temps est proportionnel à  $s$ . L'écart-type en fréquence est inversement proportionnel à  $s$ . Voici un exemple de boîtes de Heisenberg d'atomes d'ondelettes (figure II.21) :

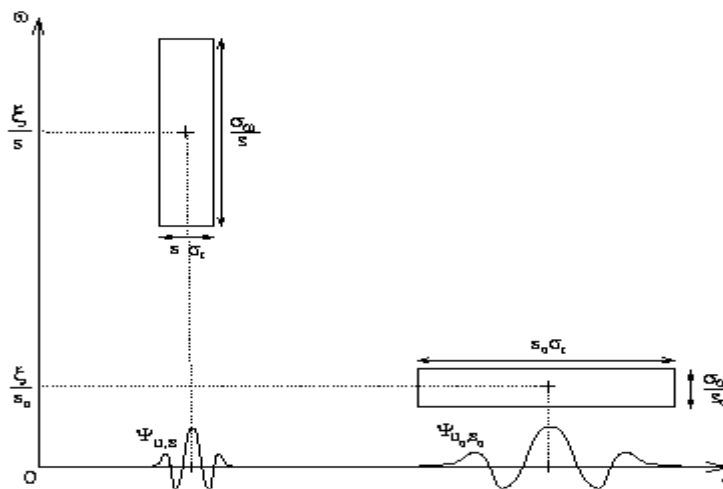


Figure II.21 : boîtes de Heisenberg d'atomes d'ondelettes.



## Chapitre II : Imagerie par résonance magnétique parallèle

---

Aux échelles plus fines, on peut "entasser" plus de boîtes de Heisenberg côte à côte car la résolution temporelle est meilleure.

La transformée en ondelettes a donc une résolution temps-fréquence qui dépend de l'échelle  $s$ .

### II.6.3.2 Choix de la fenêtre

En ce qui concerne la transformée en ondelette continue, une ondelette est une fonction d'énergie finie et de moyenne nulle. Outre sa boîte de Heisenberg, la propriété la plus importante d'une ondelette est le nombre de ses moments nuls.

Des ondelettes couramment utilisées sont les ondelettes de Daubechies.

### II.6.3.3 Moments nuls

Une ondelette a  $m$  moments nuls si et seulement si :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} t^k \psi(t) dt = 0 \quad \text{Pour } k = 1, \dots, m \quad (\text{II.21})$$

Ceci veut dire que  $\psi(t)$  est orthogonale à tous les polynômes de degré  $\leq m$ .

Ou encore : Une ondelette a  $m$  moments nuls si et seulement si sa fonction d'échelle restitue le polynôme de degré inférieur ou égal à  $m$ .

Pour les fonctions d'échelle cette propriété représente les capacités de l'analyse multirésolution à approximer des signaux réguliers.

Pour les ondelettes elle permet de caractériser une propriété "duale", c'est-à-dire l'ordre des singularités d'un signal.

## II.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons passé en revue les principales méthodes de reconstruction utilisant les méthodes GRAPPA, SPIRIT, ESPIRIT et la méthode CS. L'acquisition compressée (CS pour compressed sensing) est une nouvelle technique d'acquisition et de compression qui exploite la parcimonie des signaux. L'objectif principal de l'acquisition compressée est double. Le premier est de réduire la dimension du signal de façon non adaptative. Cette propriété est connue sous le nom de l'universalité de l'acquisition. La seconde part du constat que dans la compression par transformation, afin de retenir les meilleurs termes, il est nécessaire de calculer tous les coefficients du signal dans la

## Chapitre II : Imagerie par résonance magnétique parallèle

---

nouvelle base. L'acquisition compressée calcule directement les coefficients nécessaires à la reconstruction.

Toutes ces techniques citées sont adoptées pour améliorer la qualité d'image et réduire le temps d'acquisition. Le prochain chapitre sera consacré sur différentes applications des différents algorithmes de reconstruction tels que GRAPPA, SPIRIT, ESPIRIT, CS et CS-pMRI.

# **Chapitre III :**

## **Résultats et discussion**

### III.1 Introduction

A travers ce chapitre, nous allons présenter les résultats de la reconstruction obtenus par les trois approches de reconstruction d'IRMp: GRAPPA, SPIRiT et ESPIRiT décrites dans le chapitre II. Nous allons aussi présenter les résultats d'une méthode récente très efficace appelée échantillonnage compressé (CS), cette méthode exploite la parcimonie des images.

Pour valider les programmes de reconstruction GRAPPA, SPIRiT, ESPIRiT et CS à trois dimensions spatiales mis en place, des simulations ont été réalisées sur des images fantômes numériques et des images IRM réelles comme images de référence. Des paramètres de performance ont été étudiés afin d'évaluer et de comparer la qualité des images reconstruites par ces méthodes.

### III.2 Paramètres de performance

Deux paramètres de performance ont été étudiés dans notre travail : le SNR et le NMSE.

#### III.2.1 Rapport signal sur bruit (SNR)

Le rapport signal sur bruit SNR « Signal to Noise Ratio », permet d'estimer la qualité d'une image reconstruite par rapport à l'original. Il influencera le contraste et la résolution spatiale : le problème posé à l'opération est celui de la recherche du meilleur rapport (S/B) avec meilleur résolution spatiale. Le SNR peut être évalué de plusieurs façons: soit entre deux régions d'intérêt, soit à partir de deux acquisitions identiques, soit pixel par pixel sous la forme d'une carte de SNR des pixels [34].

Dans notre travail, nous nous intéresserons à la première méthode afin de mesurer le *SNR* d'une région particulière :

$$\text{SNR} = 20 \log \frac{\text{Moyenne de ROS}}{\text{Déviation standard de RON}} \text{ (dB)} \quad (\text{III.1})$$

Où : ROS représente la région du signal et le RON représente la région du bruit.

#### III.2.2 Erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE)

L'erreur quadratique moyenne normalisée (Normalized Mean Square Error), quantifie la différence point à point entre deux images. Il 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.

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

Où :  $I^{\text{reference}}$  est un vecteur contenant tous les pixels dans la ROI de l'image de référence et  $I^{\text{recon}}$  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. L'évaluation est réalisée sur la région d'intérêt sélectionnée, qui peut être une image partielle ou entière.

Dans notre travail, nous nous sommes intéressés aussi par le facteur temps qui joue un rôle important en imagerie médicale. Ceci correspond au temps d'exécution de nos algorithmes.

### III.3 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 R2008a, et exécuté sur PC (SAMSUNG, 2 GB). Il est important de décrire les données test et réelles fournies sur lesquelles nous avons appliqué nos algorithmes de reconstruction.

### III.4 Données utilisées

Deux types d'images fantômes ont été utilisés, celle de Shepp- Logan (SL) réalisée par le toolbox image processing par la fonction phantom et celle spiral ainsi que d'autres types d'images réelles décrites dans les sections suivantes.

#### III.4.1 Fantôme Shepp-Logan

Le fantôme bidimensionnel de Shepp-Logan (voir figure III.1) a été développé en 1974 [35, 36, 37] en tant qu'un outil pour simuler la reconstruction d'image de la tête pour la tomodensitométrie 2D reconstruit par des projections. Le fantôme est également utilisé fréquemment pour des simulations de reconstruction d'espace k d'image IRM.

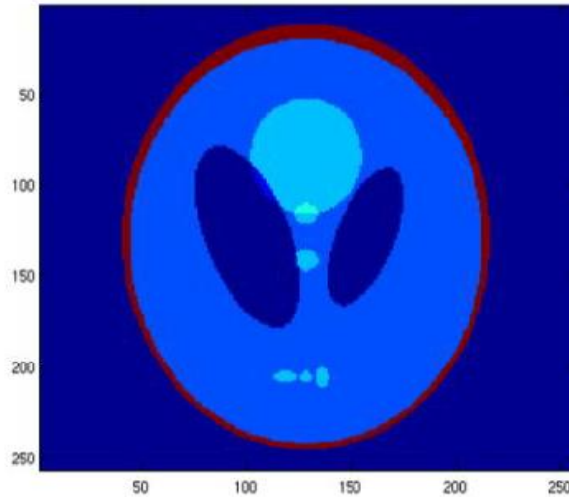


Figure III.1 : fantôme numérique Shepp-Logan (image obtenue avec la fonction phantom de matlab).

### III.4.2 Fantôme Spiral

Elle représente une image acquise d'un scanner IRM 1,5 Tesla (GE) en utilisant une bobine tête 8 canaux d'une séquence d'écho de gradient. La trajectoire des données décrit une spirale d'un nombre d'entrelacements de 60 (1182x60), le champ de vue est de 30 cm, la résolution est de 0,75 mm et le temps d'écho est de 5 ms. Les données de l'espace k ont été sous échantillonnées en choisissant un nombre d'entrelacements de 20 à partir d'un nombre de 60. La reconstruction de l'image à partir d'un ensemble de données non cartésiens a été obtenue en appliquant une Transformée de Fourier non uniforme (NUFFT) [38].

### III.4.3 Images réelles Brain\_8ch

Elle représente une image pondérée en T1 acquise d'un scanner IRM 1,5 Tesla (GE, Waukesha, WI) en utilisant une bobine tête 8 canaux, elle représente une coupe à travers un volume 3D de séquence spoiled gradient écho (SPGR). Cette dernière a été acquise avec les paramètres suivants : TE = 8 ms, TR = 17,6 ms, un angle de bascule de 20°, un champ de vision (FOV) de 20 cm × 20 cm × 20 cm avec une taille de matrice de 200 × 200 × 200 pour une résolution isotrope 1 mm<sup>3</sup>.

### III.4.4 Images réelles Brain

Elle représente une coupe du cerveau d'un volontaire à travers un ensemble de coupe d'images pondérée en T<sub>2</sub>, les données de l'espace k de cette coupe utilise une séquence Fast

Spin Echo (FSE) avec les paramètres suivants : une taille de  $200 \times 200 \times 8$ , une résolution de 0,82 mm, une épaisseur de 3 mm, un train d'écho de 15 et un  $TR / TE = 4, 200/85$  ms.

### III.5 Résultats et discussions

L'évaluation de la qualité des images reconstruite est une étape nécessaire. L'objectif est de sélectionner la méthode la mieux adaptée permettant de réaliser des images à haute résolutions. Pour atteindre ce but, différentes méthodes comme GRAPPA, SPIRiT, ESPIRiT et CS seront évaluées et comparées.

La méthode la plus largement disponible sur les imageurs commerciaux récents est la méthode GRAPPA. L'objectif recherché est d'étudier la qualité des images reconstruite par cet algorithme en évaluant les paramètres de performance cités ci-dessus et ceci afin de comparer nos résultats par la suite avec cette dernière. Les différentes simulations pour la reconstruction seront appliquées sur des images fantômes et des images réelles.

#### III.5.1 Reconstruction GRAPPA

L'algorithme présenté par la figure III.2 illustre la mise en œuvre de l'approche GRAPPA.

Pour reconstruire une image avec cette méthode, des données d'entrées, un facteur d'accélération et un nombre de bobines sont nécessaires. Des lignes d'auto calibration peuvent être acquises au centre de l'espace  $k$  ; une combinaison entre ces lignes et les lignes acquises permet le calcul des poids responsable aux remplissages des lignes manquantes. La transformée de Fourier inverse permet l'acquisition des images bobines ; la combinaison entre ces images forme l'image reconstruite, les images reconstruite sont analysé en étudiant les paramètres suivant : Le SNR, NMSE et le temps d'acquisition.

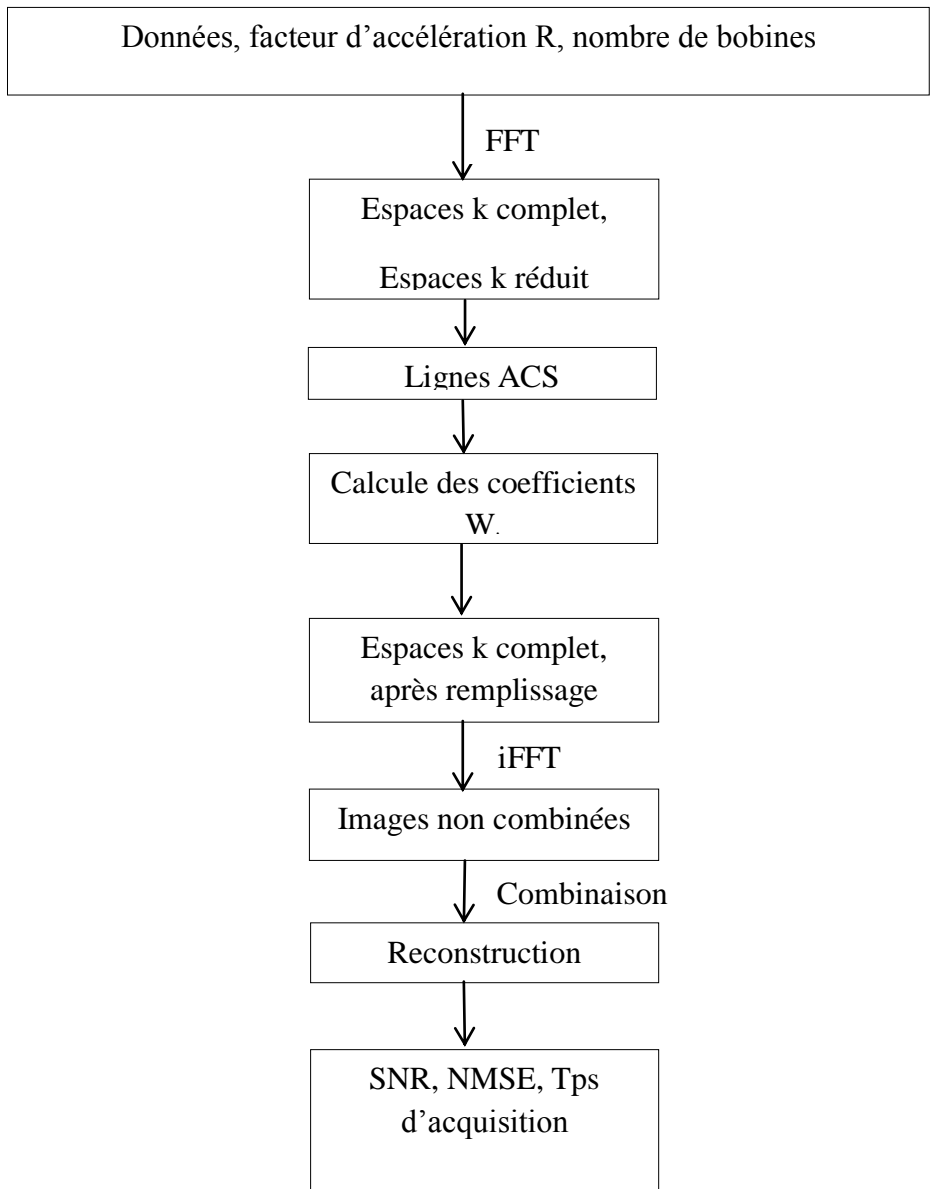


Figure III.2 : Organigramme de la méthode de reconstruction GRAPPA.

### III.5.1.1 Expérience sur des images fantômes

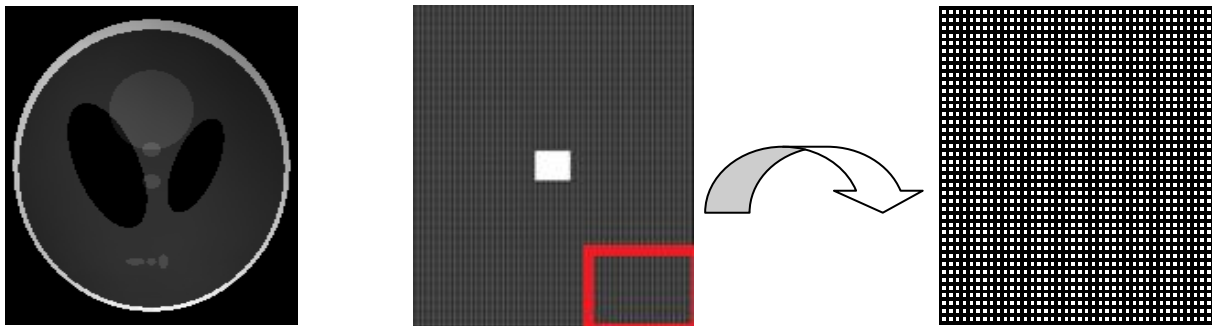
Dans cette section, nous avons utilisé une image fantôme de taille  $200 \times 160$ . Pour reconstruire ces images à partir des 8 images bobines avec la méthode GRAPPA, nous avons choisi les paramètres suivants : calibration de Tikhonov de 0.01 et une fenêtre de taille [5,5]. Nous avons étudié la qualité de l'image reconstruite et ceci en calculant les paramètres d'évaluations comme le SNR et le NMSE. La reconstruction de l'image par la méthode GRAPPA repose sur l'utilisation d'un sous échantillonnage et un nombre de lignes d'auto calibration. Dans notre travail, nous avons choisi deux types de sous échantillonnage : Un



## Chapitre III : Résultats et discussion

sous échantillonnage uniforme de facteur d'accélération  $R=2 \times 2$  et un sous échantillonnage aléatoire.

En utilisant un sous échantillonnage uniforme (voir figure III.3.a) à partir des données des 8 images bobines (voir figure III.3.b), l'image reconstruite par la méthode GRAPPA est donnée par la figure III.4.



a)

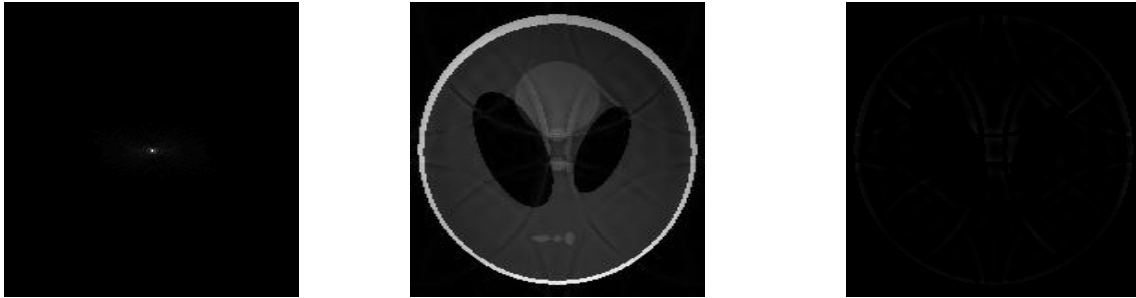


b)

Figure III.3 : a) à gauche : Image référence. A droite : Sous échantillonnage uniforme. b) images bobines.

## Chapitre III : Résultats et discussion

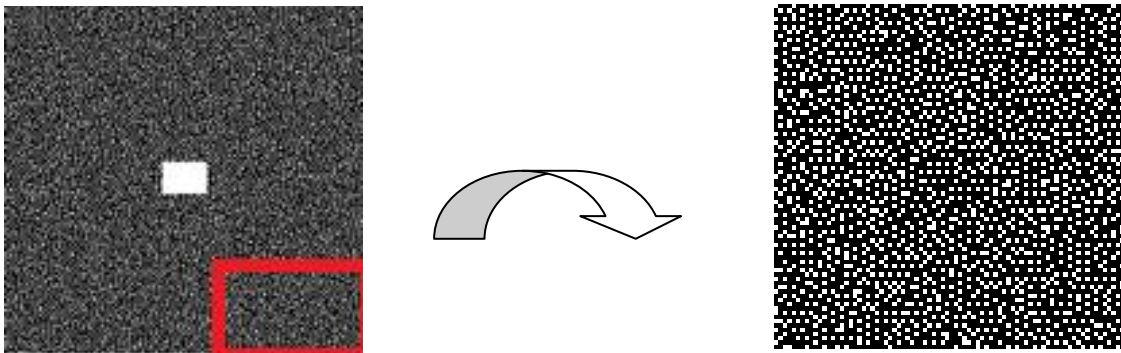
La figure III.4 représente l'espace k, les résultats quantitatifs et qualitatifs de l'image reconstruite ainsi que la différence entre l'image reconstruite et l'image initiale.



SNR = 27.1372  
NMSE = 0.0051  
Tps d'acquisition = 42.847470 seconds.

Figure III.4 : Reconstruction d'image fantôme par la méthode GRAPPA en utilisant le sous échantillonnage uniforme. A gauche : L'espace k. Au milieu : Image reconstruite. A droite : Différence entre l'image reconstruite et l'image référence.

La figure III.5 représente les résultats de la reconstruction par la méthode GRAPPA en utilisant un sous échantillonnage aléatoire.



a)



SNR = 34.7482  
NMSE = 0.0032  
Tps d'acquisition = 478.373262 seconds.

b)

Figure III.5 : Reconstruction d'image fantôme en appliquant un sous échantillonnage aléatoire. a) sous échantillonnage aléatoire. b) à gauche : L'espace k. Au milieu : Image reconstruite. A droite : Différence entre l'image reconstruite et l'image initiale.

Les résultats quantitatif et qualitatif montrent que la qualité de l'image s'améliore lorsqu'on utilise un sous échantillonnage aléatoire. Par contre le temps d'acquisition augmente.

### III.5.1.2 Expérience sur des données réelles

Dans cette partie, nous avons utilisé les données d'une coupe réelle du cerveau. Nous avons étudié la qualité des images reconstruites en évaluant certains paramètres de performance comme le SNR et le NMSE et nous avons choisi les paramètres suivants : calibration de Tikhonov de 0.01 et une fenêtre de taille [5,5], en utilisant trois types de sous échantillonnage : Un sous échantillonnage uniforme de facteur d'accélération  $R=2$ , une variable densité avec un facteur d'accélération  $R=3$  et  $R=4$ .

La figure III.6 représente les images bobines reconstruites à partir des données réelles en utilisant un sous échantillonnage uniforme. La combinaison entre ces images bobines permet de reconstruire l'image finale.

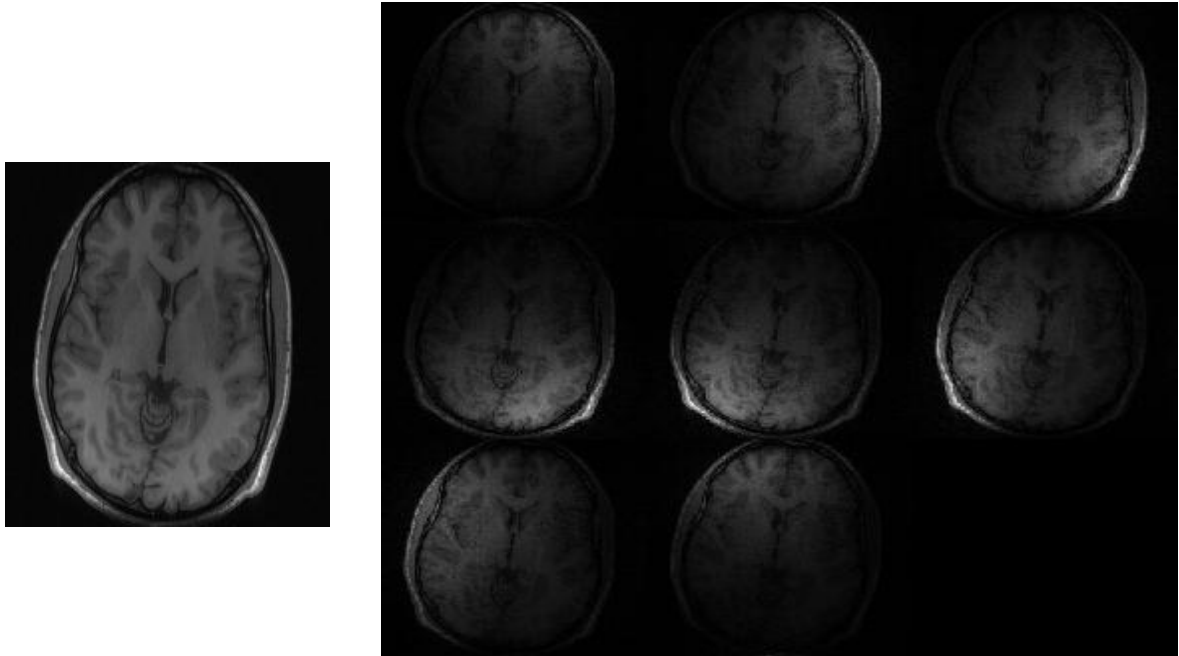
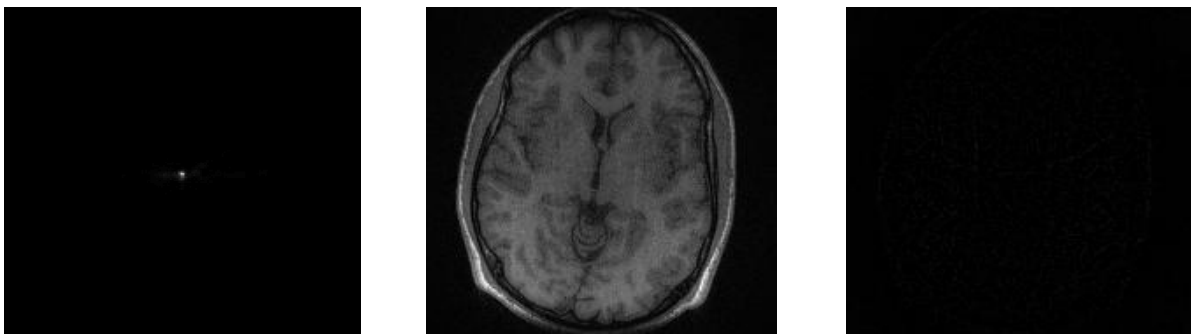


Figure III.6 : A gauche : Image référence. A droite : Images bobines.

Les résultats quantitatifs et qualitatifs de l'image reconstruite sont représentés par la figure III.7.



SNR = 30.4318  
NMSE = 0.0065  
Tps d'acquisition = 49.999343 seconds.

Figure III.7 : Reconstruction d'image IRM réelle en appliquant un sous échantillonnage uniforme. A gauche : L'espace k. Au milieu : Image reconstruite. A droite : Différence entre l'image reconstruite et l'image initiale.

## Chapitre III : Résultats et discussion

En utilisant un sous échantillonnage aléatoire de facteur d'accélération  $R=4$  (voir Figure III.8.a), l'image reconstruite par la méthode GRAPPA est donnée par la figure III.8 .b, Les résultats quantitatifs et qualitatifs, l'espace k et la différence entre l'image reconstruite et l'image référence sont aussi représentés par la même figure.

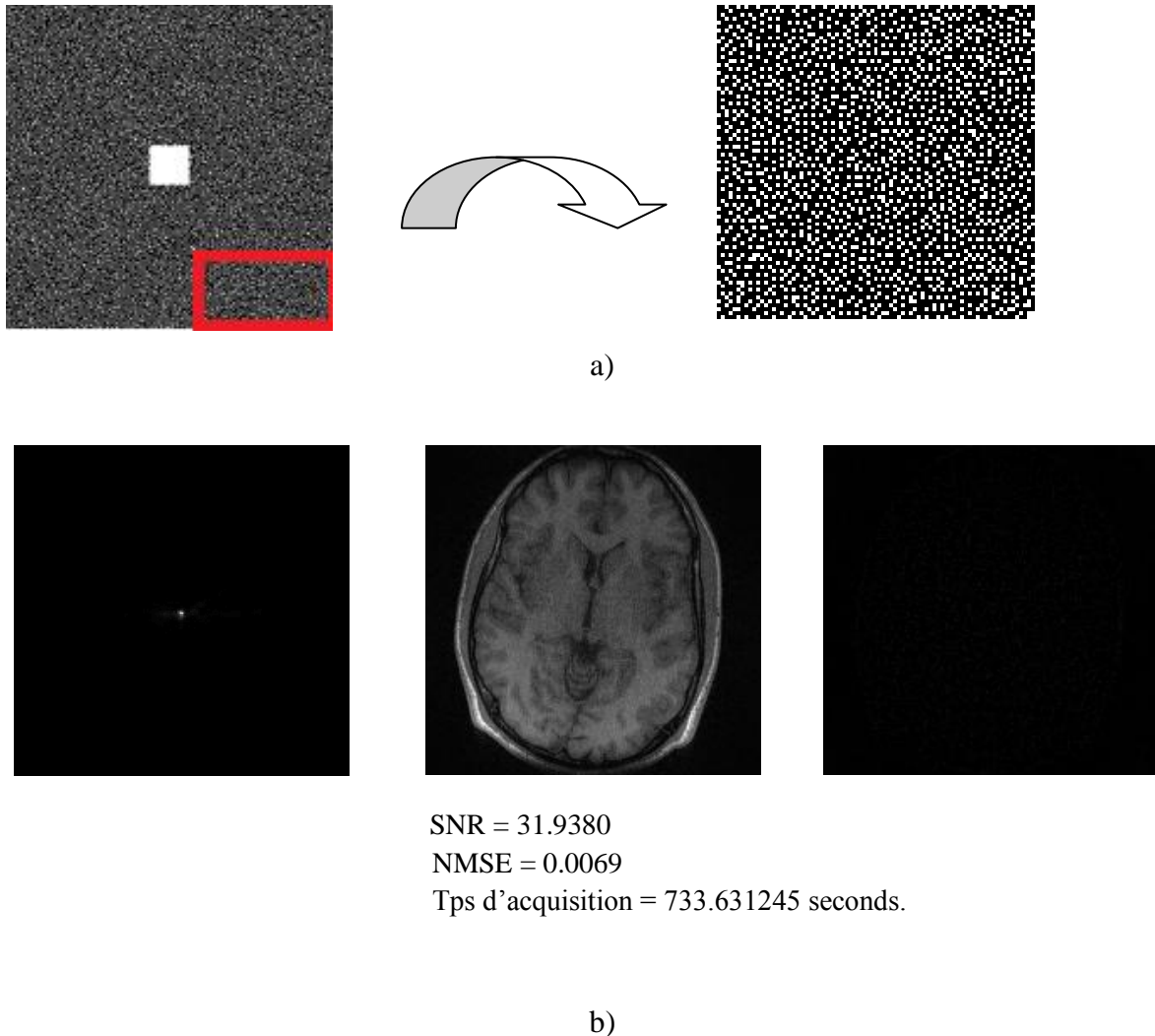


Figure III.8 : Reconstruction d'image IRM réelle en utilisant un sous échantillonnage aléatoire de facteur d'accélération  $R=4$ . a) sous échantillonnage aléatoire de facteur d'accélération  $R=4$ . b) A gauche : L'espace k. Au milieu : Image reconstruite. A droite : Différence entre l'image reconstruite et l'image référence.

En utilisant maintenant un sous échantillonnage aléatoire de facteur d'accélération  $R=3$  (voir figure III.9.a), l'image réelle reconstruite par la méthode GRAPPA est donnée par la figure III.9.b Les résultats quantitatifs et qualitatifs, l'espace k et la différence entre l'image reconstruite et l'image différence sont aussi représentés par la même figure.

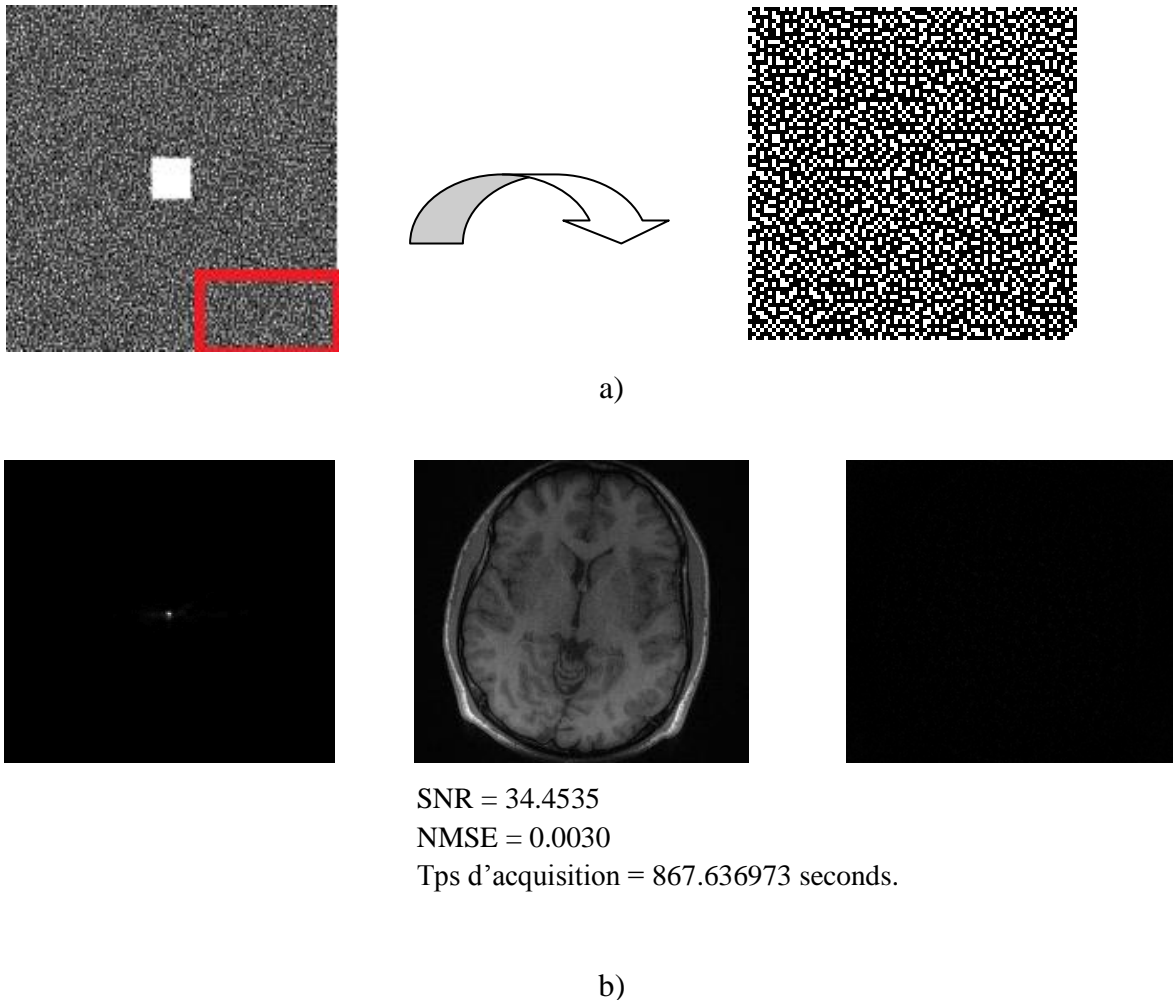


Figure III.9 : Reconstruction d'image IRM réelle en utilisant un sous échantillonnage aléatoire de facteur d'accélération  $R=3$ . a) sous échantillonnage aléatoire de facteur d'accélération  $R=3$ . b) A gauche : L'espace  $k$ . Au milieu : Image reconstruite. A droite : Différence entre l'image reconstruite et l'image référence.

La comparaison entre les résultats quantitatifs et qualitatifs des images réelles reconstruites par la méthode GRAPPA montrent que l'utilisation d'un sous échantillonnage aléatoire améliore beaucoup plus la qualité de l'image reconstruite. Une comparaison visuelle montre la suppression des artefacts de repliement dus aux sous échantillonnage, Mais le temps d'acquisition augmente. En augmentant le facteur d'accélération du sous échantillonnage aléatoire à  $R=4$ , la qualité de l'image se dégrade, le SNR diminue et le NMSE augmente.

### III.5.2 Reconstruction SPIRiT

Comme c'était mentionné en chapitre II, la reconstruction SPIRiT est une méthode itérative, elle a été appliquée pour une meilleure suppression des artefacts de repliement ainsi que pour une amélioration du rapport signal sur bruit. La figure III.10 représente les différentes étapes de la reconstruction SPIRiT en utilisant la méthode d'optimisation du gradient conjugué.

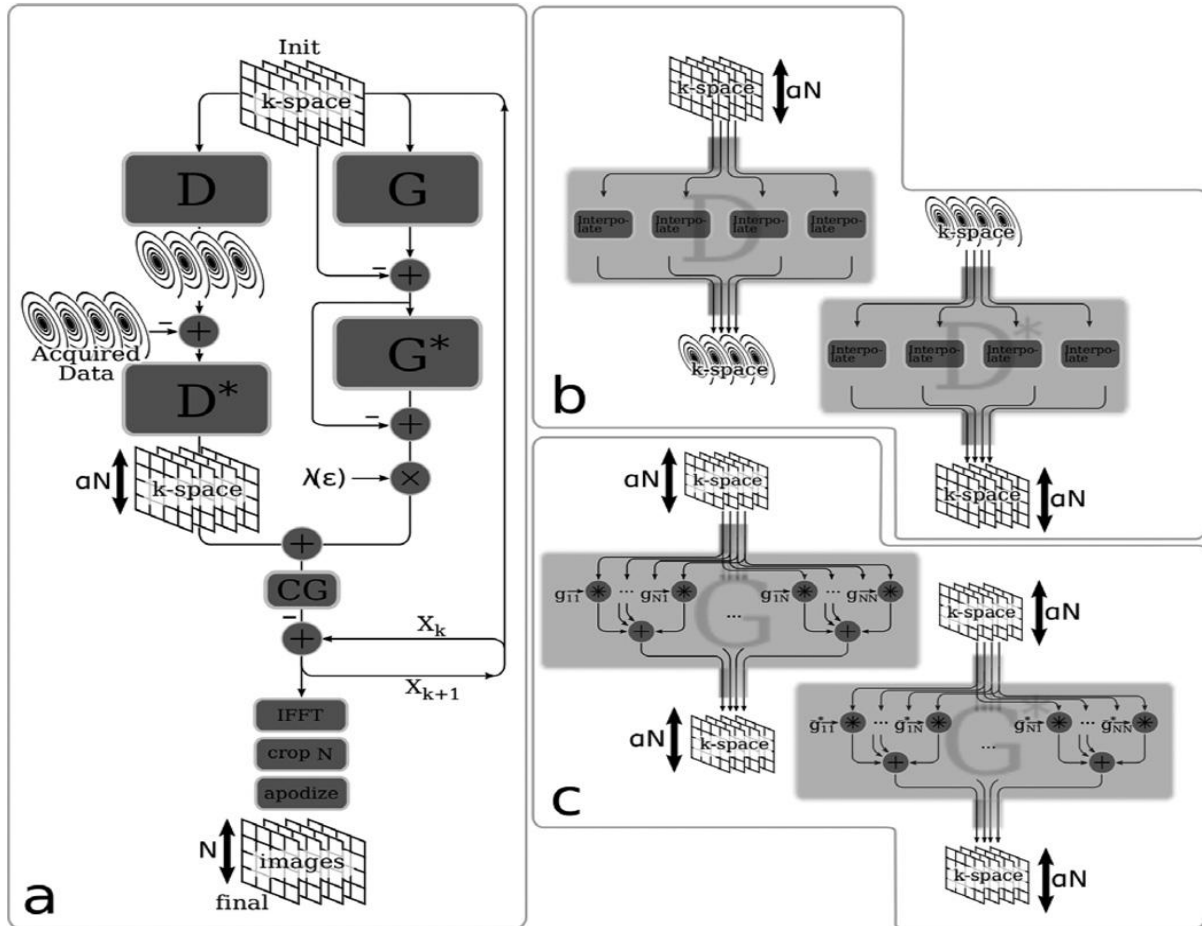


Figure III.10 : Synoptique de la technique de reconstruction SPIRiT.

D'après l'algorithme, les espaces  $k$  prennent deux chemins. Le chemin gauche permet le calcul du gradient de l'opérateur  $D$  qui est une interpolation de convolution d'une grille cartésienne échantillonné sur une grille non cartésienne (figure III.10). Son conjugué  $D^*$  représente une interpolation de convolution à partir d'une grille non-cartésienne vers une grille cartésienne échantillonnée. Le chemin droit calcule le gradient de l'opérateur  $G$  qui effectue

des convolutions des espaces  $k$  avec la taille des noyaux calibrés. Son conjugué  $G^*$  effectue les convolutions similaire.  $\lambda$  représente le paramètre de régularisation. Une transformée de Fourier inverse de la convolution d'interpolation des noyaux de l'espace  $k$  a été effectuée afin d'avoir l'image reconstruite final.

Pour les différentes simulations effectuées, deux types d'images fantôme ont été choisis comme des images de référence : L'image fantôme de type Shepp-Logan (SL) et l'image fantôme de type spiral. Afin de valider nos résultats, une image réelle décrite précédemment a été aussi choisie.

### III.5.2.1 Expérience sur l'image fantôme (SL)

Dans cette partie, nous avons étudié la qualité des images reconstruites par la méthode SPIRiT en utilisant différents types de sous échantillonnage. Pour cela, nous avons choisi 8 images bobines d'un fantôme de type Shepp-Logan (SL) de taille  $200 \times 160$ , une fenêtre de taille  $[5,5]$ , calibration de Tikhonov de 0.01, un nombre d'itération de 30 et nous avons évalué la qualité des images reconstruite en utilisant les paramètres de performances tels que le SNR et le NMSE.

En utilisant un sous échantillonnage uniforme de facteur d'accélération  $R=2 \times 2$ , l'image fantôme reconstruite par la méthode SPIRiT (voir figure III.12.b) a été comparée avec celle reconstruite par une compensation de densité du remplissage de zéro (voir figure III.12. a)

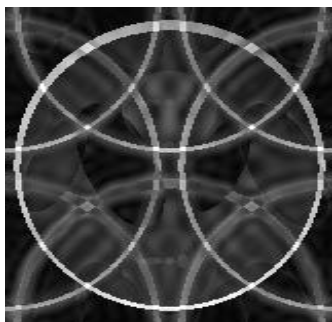
Par définition, le remplissage de zéro est la substitution de zéros pour les points de données non mesurées avant la transformée de Fourier de donnée IRM (MRI Data).

La figure III.12 représente les résultats quantitatifs et qualitatifs de la reconstruction par les deux méthodes SPIRiT et compensation de densité du remplissage de zéro, et la différence entre l'image reconstruite et l'image référence.





Figure III.11 : Image référence.



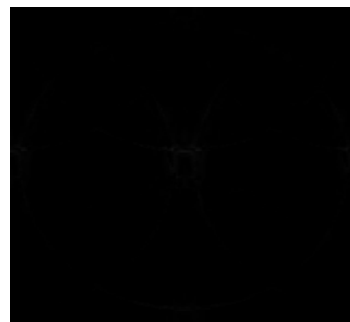
a)



b)



c)



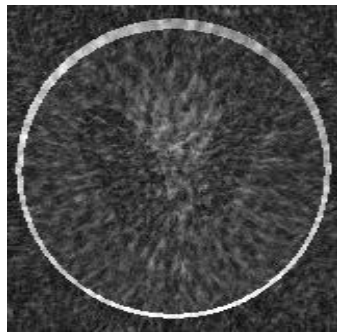
SNR = 5.8425  
NMSE = 0.3898  
Tps d'acquisition = 0.103356 seconds.

SNR = 47.7866  
NMSE = 3.6942e-004  
Tps d'acquisition = 29.825453 seconds.

Figure III.12 : Reconstruction d'image fantôme de type Shepp-Logan en utilisant un sous échantillonnage uniforme. a) Image reconstruite par compensation de densité du remplissage de zéro. b) Image reconstruite par la méthode SPIRiT. c) Leurs différences d'image entre l'image reconstruite et l'image référence.

### Chapitre III : Résultats et discussion

En choisissant un sous échantillonnage aléatoire, la figure III.13 représente les résultats quantitatifs et qualitatifs de la reconstruction par les deux méthodes SPIRiT et compensation de densité du remplissage de zéro et la différence entre l'image reconstruite et l'image différence.



a)



b)



c)

SNR = 12.9643  
NMSE = 0.3876  
Tps d'acquisition = 0.108262 seconds.

SNR = 41.4177  
NMSE = 8.4278e-004  
Tps d'acquisition = 30.172151 seconds.

Figure III.13 : Reconstruction d'image fantôme de type Shepp-Logan en utilisant un sous échantillonnage aléatoire. a) Image reconstruite par compensation de densité du remplissage de zéro. b) Image reconstruite par la méthode SPIRiT. c) Leurs différences d'image entre l'image reconstruite et l'image référence.

La comparaison entre les résultats quantitatifs des images fantôme SL reconstruites par la méthode SPIRiT montre que l'utilisation d'un sous échantillonnage uniforme donne une bonne qualité de l'image reconstruite par rapport à l'utilisation d'un sous échantillonnage aléatoire. Une comparaison visuelle montre la suppression des artefacts de repliement lors de l'utilisation du sous échantillonnage aléatoire. Cette méthode de reconstruction permet d'avoir presque le même temps d'acquisition pour les deux types de sous échantillonnages utilisés.



### III.5.2.3 Expérience sur l'image réelle

Dans cette section, nous avons étudié la qualité des images reconstruites par la méthode SPIRiT en utilisant des données réelles d'une coupe de cerveau. Nous avons choisi les paramètres suivants : une fenêtre de taille [5,5], calibration de Tikhonov de 0.01, un nombre d'itération de 30 et en utilisant différents types de sous échantillonnage. La qualité des images reconstruites a été évaluée par le calcul des paramètres de performance (SNR, NMSE).

La figure III.16 représente les résultats quantitatifs et qualitatifs de reconstruction par la méthode SPIRiT en utilisant une image réelle et en appliquant un sous échantillonnage uniforme de facteur d'accélération  $R=2 \times 2$ .

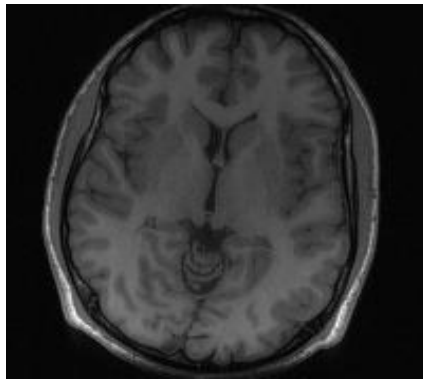
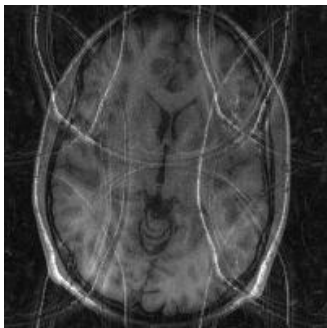
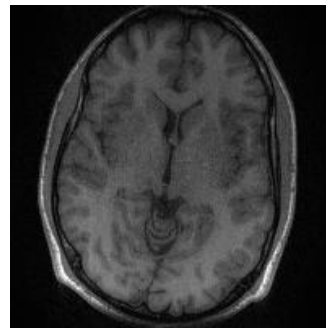


Figure III.15 : Image référence.



a)

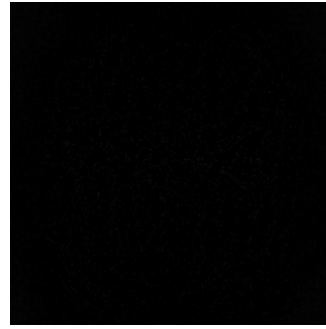


b)



SNR = 11.8519  
NMSE = 0.0898  
Tps d'acquisition = 0.12703 seconds.

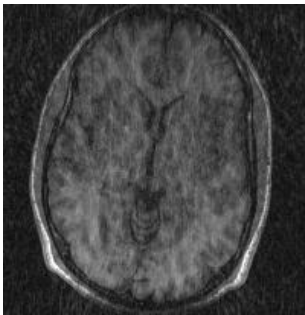
c)



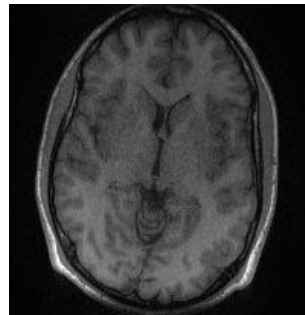
SNR = 30.834  
NMSE = 0.0046  
Tps d'acquisition = 33.687192 seconds.

Figure III.16 : Reconstruction d'image réelle en utilisant un sous échantillonnage uniforme par la méthode : a) compensation de densité par remplissage des zéros. b) SPIRiT. c) Leurs différence d'image entre l'image reconstruite et l'image référence.

La figure III.17 représente les résultats quantitatifs et qualitatifs de reconstruction par la méthode SPIRiT en utilisant une image réelle et en appliquant un sous échantillonnage aléatoire de facteur d'accélération  $R=4$ .



a)



b)



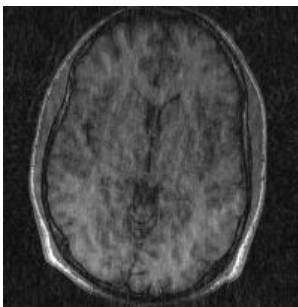
c)

SNR=21.569  
NMSE= 0.0808  
Tps d'acquisition = 0.130701 seconds.

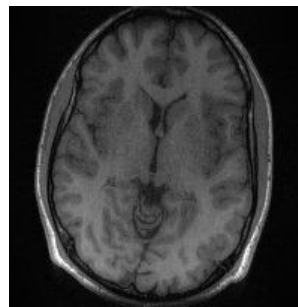
SNR=32.839  
NMSE= 0.0057  
Tps d'acquisition = 30.797842 seconds.

Figure III.17 : Reconstruction d'image réelle en utilisant un sous échantillonnage aléatoire de facteur d'accélération  $R=4$  par la méthode : a) compensation de densité par remplissage des zéros. b) SPIRiT. c) Leurs différence d'image entre l'image reconstruite et l'image référence.

La figure III.18 représente les résultats quantitatifs et qualitatifs de reconstruction par la méthode SPIRiT en utilisant une image réelle et en appliquant un sous échantillonnage aléatoire de facteur d'accélération  $R=3$ .



a)



b)

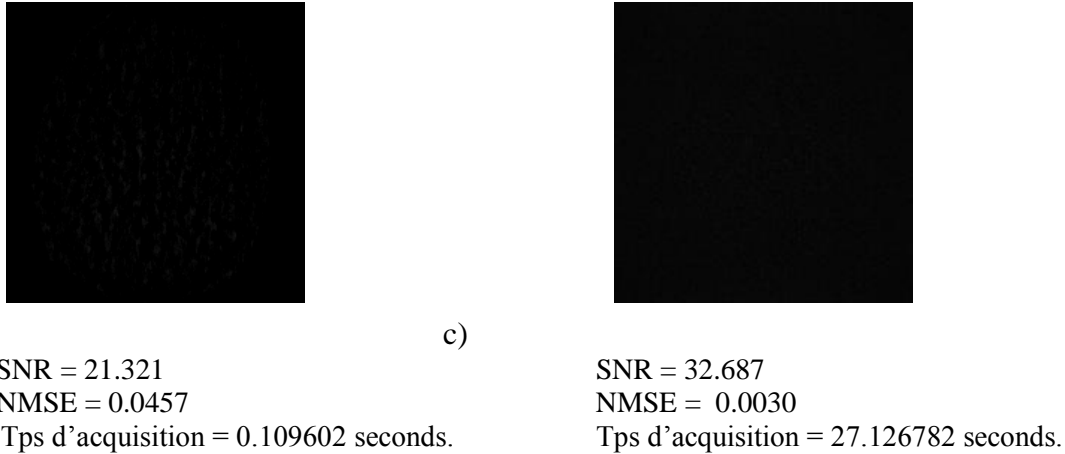


Figure III.18 : Reconstruction d'image réelle en utilisant un sous échantillonnage aléatoire de facteur d'accélération  $R=3$  par la méthode : a) compensation de densité par remplissage des zéros. b) SPIRiT. c) Leurs différence d'image entre l'image reconstruite et l'image référence.

Les résultats quantitatifs et qualitatifs de reconstruction montrent que la qualité des images reconstruites par la méthode SPIRiT est beaucoup plus améliorée par rapport à celle obtenue par un remplissage de zéro. Nous remarquons que les images reconstruites par la méthode SPIRiT en utilisant un sous échantillonnage Uniforme ( $R=2 \times 2$ ) sont de bonne qualité par rapport à celle utilisant un sous échantillonnage aléatoire ( $R=4$ ). En diminuant le facteur d'accélération du sous échantillonnage aléatoire à  $R=3$ , les résultats s'améliorent et le temps d'acquisition diminue par rapport à un sous échantillonnage uniforme. L'avantage de la méthode SPIRiT est qu'elle est beaucoup plus rapide par rapport à la méthode GRAPPA ; et qu'elle présente de bons résultats par rapport à cette dernière.

### III.5.3 Reconstruction SPARSE

La parcimonie a émergé ces dernières années comme un concept fondateur en traitement des signaux et des images. La parcimonie permet de prendre en compte la compressibilité des données à l'aide d'une représentation bien choisie. Elle donne naissance aux méthodes les plus performantes pour résoudre des problèmes inverses comme la super-résolution et l'imagerie par résonance magnétique.

La plupart des images médicales n'ont pas une représentation parcimonieuse. Pour cela, une transformée en ondelette est l'un des solutions permettant de transformer ces images en une représentation parcimonieuse. Cette représentation nous permet d'avoir des connaissances à

priori et les images seront reconstruites à partir d'un nombre de coefficients réduit. Dans notre travail, nous avons choisi des nombres de 2.5% et 10%.

### III.5.3.1 Expérience sur l'image fantôme (SL)

Dans cette partie, nous utilisons une image fantôme de type Shepp-Logan de taille 256\*256. Dans le but d'avoir une représentation parcimonieuse, on applique la transformé en ondelette à notre image en utilisant une ondelette de type 'Daubechies'.

La figure III.19 représente la transformée en ondelette de l'image fantôme SL.

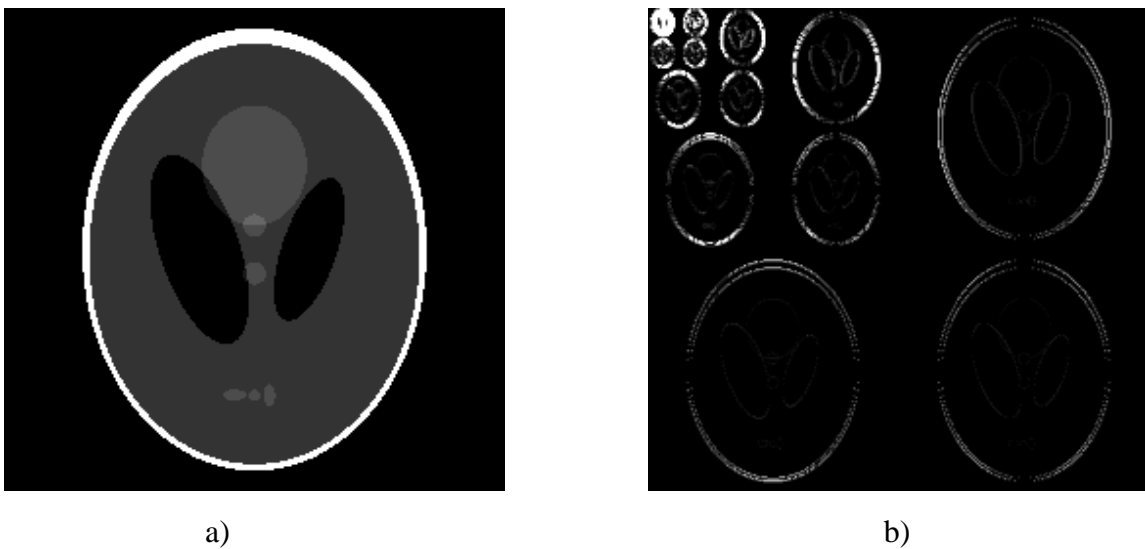


Figure III.19 : a) Image référence. b) Transformé en ondelette de l'image référence.

En choisissant un nombre de coefficient de 10% et un nombre de 2.5%, les images fantôme SL reconstruites par la méthode SPARSE ainsi que leur différence avec l'image de référence sont données par la Figure III.20.



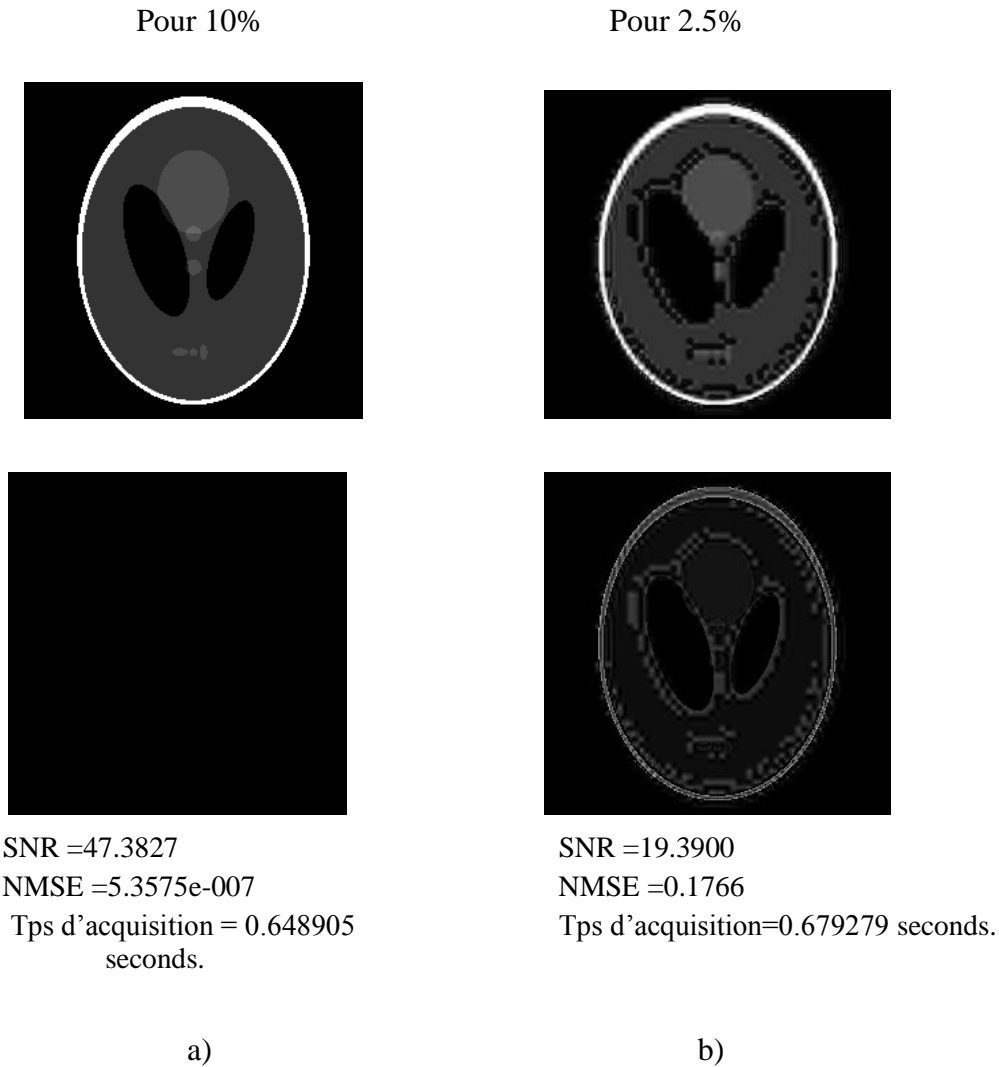


Figure III.20 : Reconstruction d'image fantôme (SL) par la méthode SPARSE. a) Image reconstruite avec un nombre de coefficients d'ondelette de 10% et sa différence avec l'image de référence. b) Image reconstruite avec un nombre de coefficients d'ondelette de 2.5% et sa différence avec l'image de référence.

### III.5.3.2 Expérience sur une image réelle

Dans cette expérience, nous utilisons une image IRM réelle de taille 512\*512. La transformé en ondelette de cette image en utilisant une ondelette de type 'Daubechies' est représenté par la figure III.21.

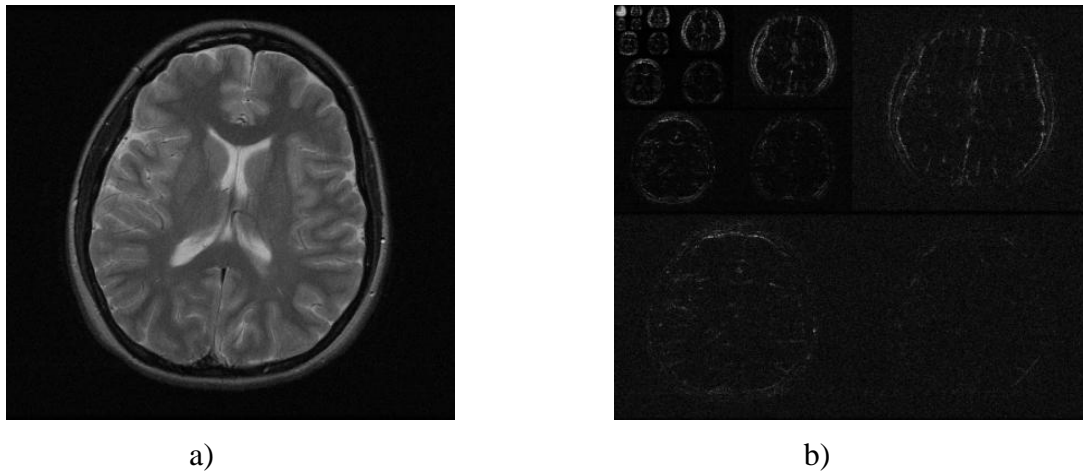
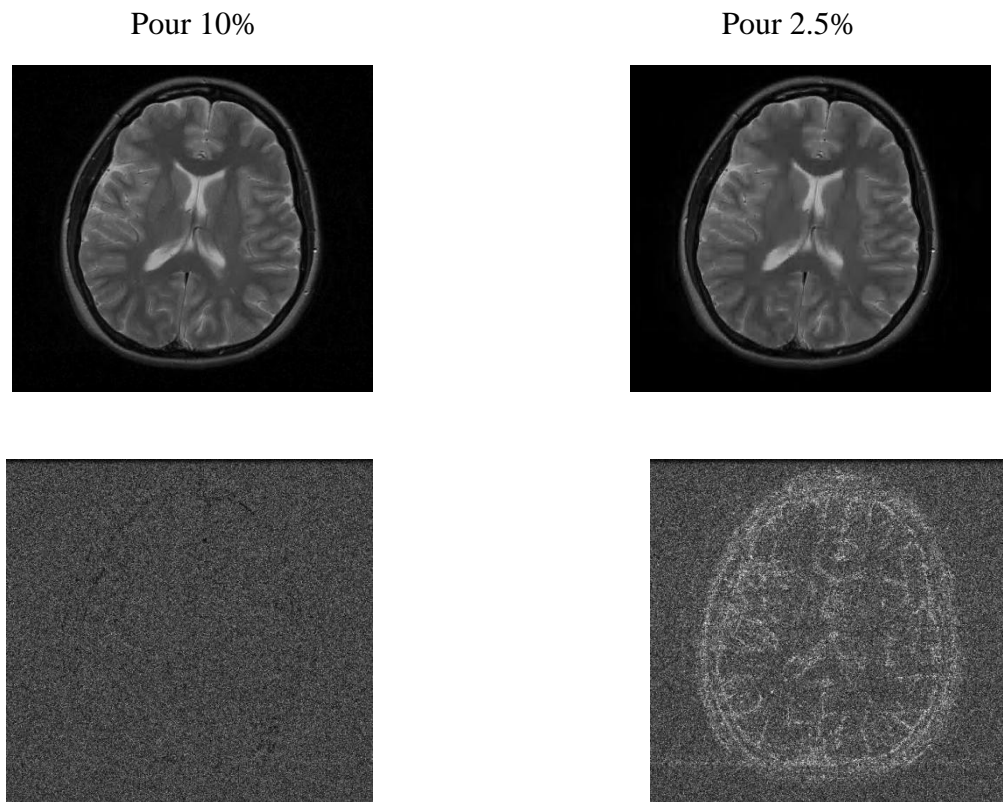


Figure III.21 : a) Image référence réelle. b) Transformé en ondelette de l'image référence réelle.

En choisissant un nombre de coefficient de 10% et un nombre de 2.5%, les images réelles reconstruites par la méthode SPARSE ainsi que leur différence avec l'image de référence sont données par la figure III.22.



## Chapitre III : Résultats et discussion

---

SNR =41.3362	SNR =31.2157
NMSE =2.7002e-004	NMSE =31.2157
Tps d'acquisition =1.378005 seconds.	Tps d'acquisition =1.367834 seconds.
a)	b)

Figure III.22 : Reconstruction d'image réelle par la méthode SPARSE. a) Image reconstruite avec un nombre de coefficients d'ondelette de 10% et sa différence avec l'image de référence. b) Image reconstruite avec un nombre de coefficients d'ondelette de 2.5% et sa différence avec l'image de référence.

A partir des résultats quantitatifs et qualitatifs de reconstruction en utilisant les deux types d'images (fantôme et réelle), nous remarquons que la qualité des images reconstruites par un nombre de coefficients élevé sont beaucoup plus améliorés. Par contre, le temps d'acquisition reste presque le même, ce qui indique que le nombre de coefficients choisis n'influe pas sur le temps d'exécution.

### III.5.4 Echantillonnage Compressé (Compressed sensing)

Le caractère parcimonieux des signaux est déjà exploité dans les phases de compression, survenant après l'acquisition du signal échantillonné. Il s'agit de représenter le signal dans une certaine base (ou dictionnaire) dans laquelle il se résume à un nombre limité de coefficients non nuls. C'est ainsi que la base de Fourier permet d'exprimer un signal comme somme de sinusoïdes à différentes fréquences. De même, les bases à partir d'ondelettes permettent d'obtenir une représentation du signal comme somme d'ondelettes localisées à la fois dans le domaine fréquentiel et dans le domaine temporel (ou spatial).

Cette dernière décomposition est utilisée pour la représentation des images suivant le standard JPEG2000. La performance d'une base orthogonale pour traiter des signaux dépend de sa capacité à approximer ces signaux avec peu de coefficients non nuls.

Les deux étapes successives d'échantillonnage à la fréquence de Shannon puis décompression dans une base adaptée sont finalement couteuses en temps pour ne retenir que quelques coefficients représentatifs. L'idée novatrice de l'échantillonnage compressé (compressed sensing) est d'effectuer ces deux opérations simultanément, c'est-à-dire échantillonner et compresser en même temps, grâce au caractère parcimonieux [39]. Pour toutes ces raisons, nous avons essayé dans notre travail d'étudier la qualité des images reconstruites en utilisant la méthode CS. Comme c'était mentionné en chapitre II, le CS nécessite l'utilisation d'un

## Chapitre III : Résultats et discussion

sous échantillonnage aléatoire. Le type de sous échantillonnage aléatoire utilisé dans ces applications est la densité variable.

Le nombre d'itérations influe sur la qualité des images reconstruites, le tracé de la Figure III.23 montre l'influence du nombre d'itération sur les mesures de NMSE.

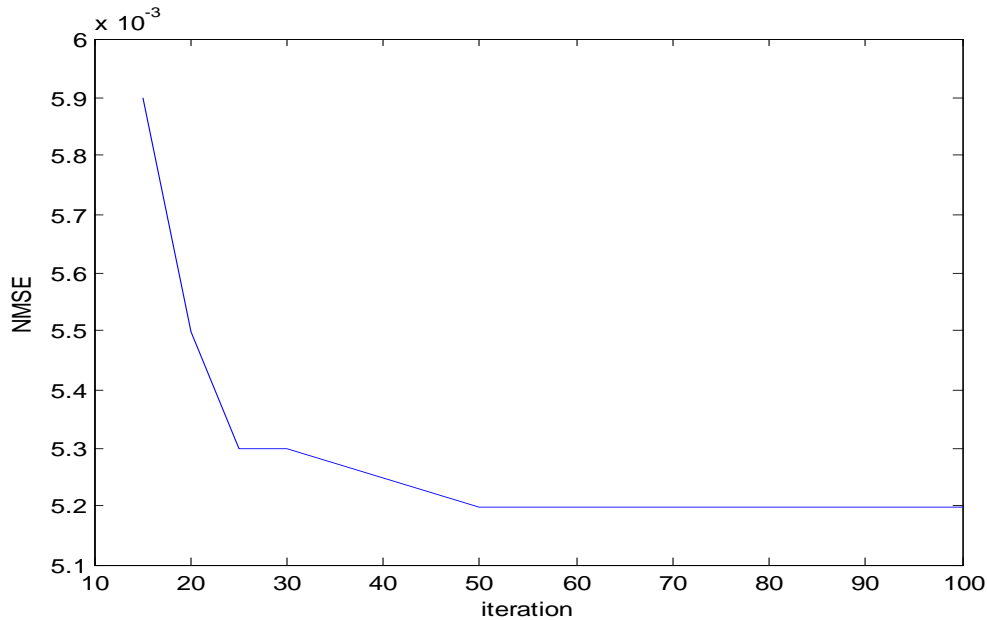


Figure III.23 : influence du nombre d'itération sur les mesures de NMSE.

Nous remarquons qu'en augmentant le nombre d'itération la valeur du NMSE diminue, et avec un nombre d'itération élevé nous avons eu une valeur minimale du NMSE. Ce qui indique que la qualité de l'image reconstruite est très proche de la qualité de l'image initiale.

La figure III.24 représente les résultats de reconstruction obtenus par la méthode d'échantillonnage compressé en utilisant des nombres d'itérations de 15, 20 et 25 respectivement. La différence entre les images reconstruites et l'image initiale est aussi représentée.

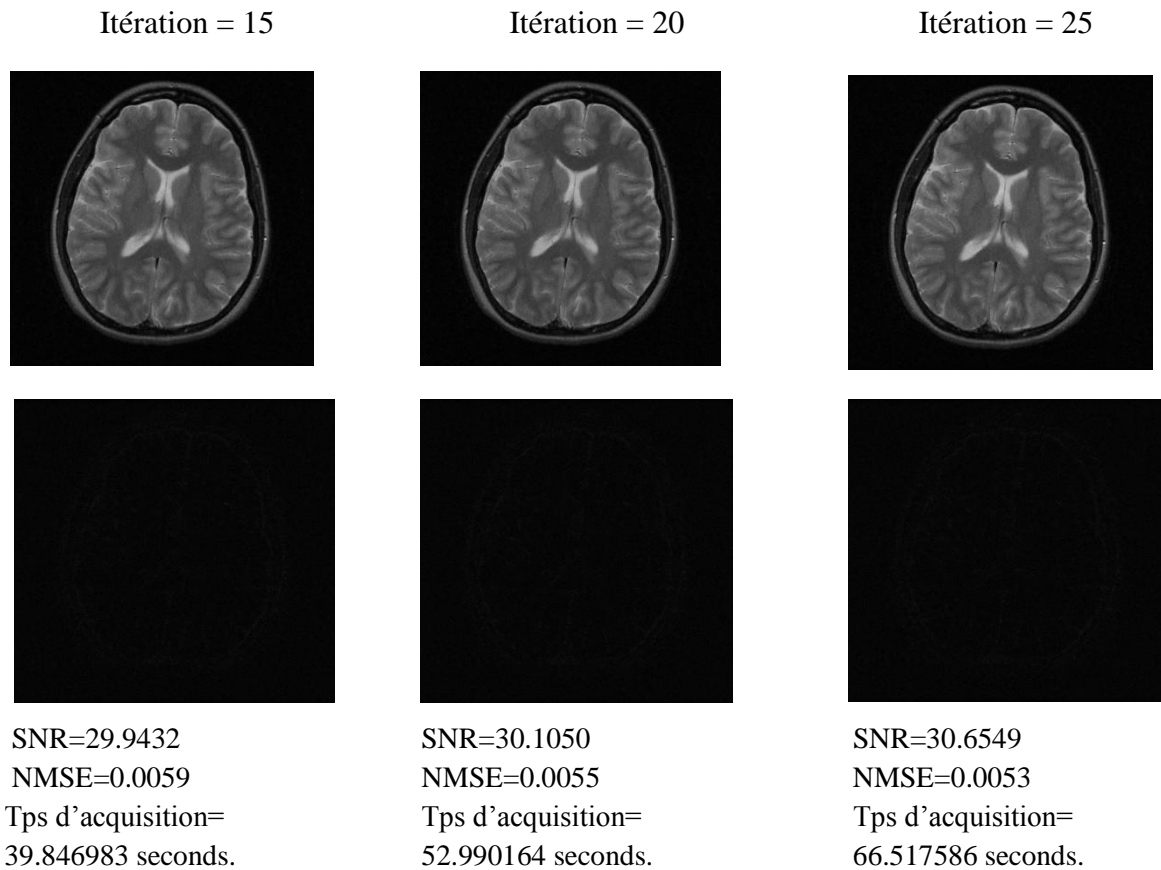


Figure III.24 : Images réelle reconstruites par la méthode CS utilisant différents nombres d'itérations.

Les résultats montrent que la valeur du SNR augmente et la valeur du NMSE diminue au fur et à mesure que le nombre d'itération augmente. On constate aussi, sur les images de différences, que les faibles distorsions sont supprimées pour un nombre d'itérations élevé. Le temps d'acquisition augmente à chaque fois que le nombre d'itération augmente.

### III.5.5 Reconstruction ESPTRiT

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 ESPTRiT responsable à la reconstruction. L'algorithme de la figure III.25 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

## Chapitre III : Résultats et discussion

d'accélération  $R$ , un nombre de lignes d'autocalibration, une taille des noyaux, un seuil et un nombre d'itération. L'algorithme permet l'acquisition des images bobines ; la combinaison entre ces images forme l'image reconstruite finale.

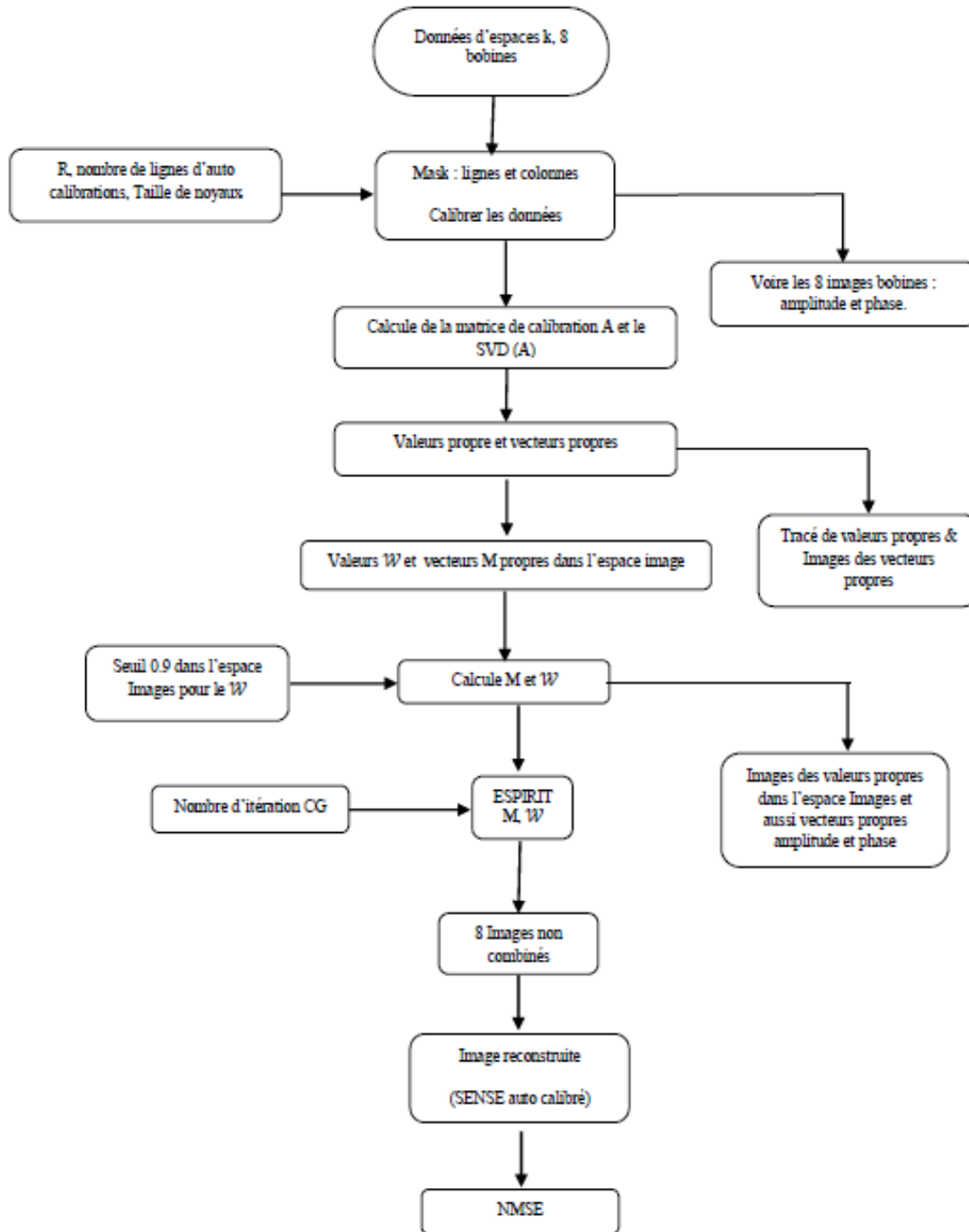


Figure III.25 : Algorithme de reconstruction ESPIRiT généralisée.

### III.5.5.1 Expérience sur l'image fantôme SL

Dans cette expérience, nous avons utilisé les données d'une image fantôme de taille de 200x160. Les données utilisées sont représentée sous forme d'images bobines (amplitude et phase) par la figure III.26 & la figure III.27 respectivement. L'image fantôme a été reconstruite par l'algorithme ESPIRiT en choisissant un sous échantillonnage aléatoire, un nombre de lignes d'autocalibration de 15, une taille de noyaux de [6,6] et un facteur de régularisation de 0.0025.



Figure III.26 : Amplitude des images bobine.

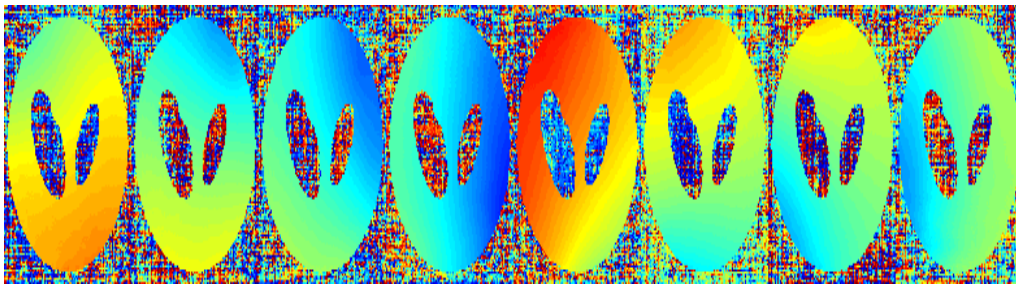


Figure III.27 : Phase des images bobine.

La Figure III.28 représente l'amplitude et la phase des cartes de sensibilités ainsi que la carte des valeurs propres.

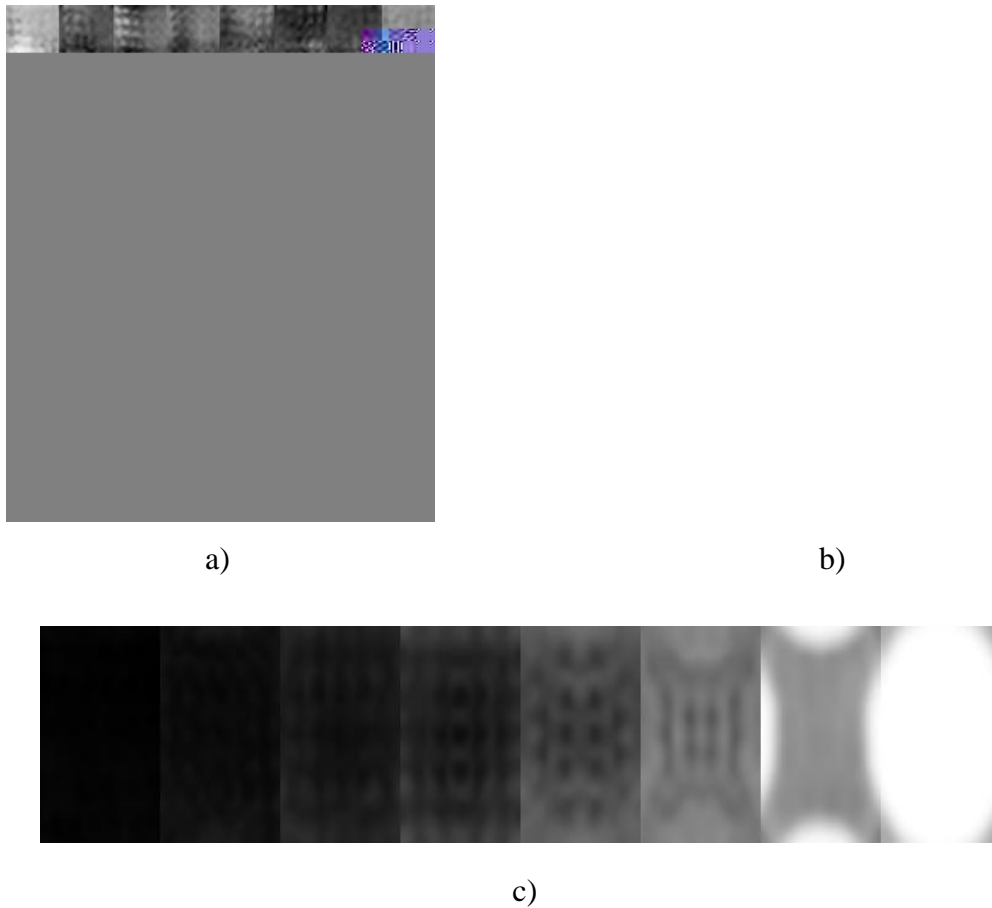


Figure III.28 : Cartes de sensibilité à partir de données d'autocalibration utilisant la SVD. a) Amplitudes, b) phases des vecteurs propres. c) valeurs propres acquises à partir d'une bobine 8 canaux.

La Figure III.29 représente l'image fantôme reconstruite par la méthode ESPIRiT ainsi que la différence entre l'image reconstruite et l'image de référence.





SNR = 27.9535  
NMSE = 0.0068  
Tps d'acquisition = 7.344005 seconds.

a)



b)

Figure III.29 : Reconstruction d'image fantôme par la méthode ESPITiT. a) Image reconstruite. b) Différence entre l'image reconstruite et l'image de référence.

Les résultats quantitatifs et qualitatifs montrent que la qualité des images reconstruites par la méthode ESPIRiT est moins bonne comparant à celle reconstruite par les autres méthodes de reconstruction.

### III.5.5.2 Expérience sur l'image réelle

Les données utilisées dans cette expérience sont représentée sous forme d'images bobines (amplitude et phase) par la figure III.30 & la figure III.31 respectivement. Pour reconstruire ces images avec la méthode ESPIRiT, nous avons choisi un sous échantillonnage aléatoire, un nombre de lignes d'autocalibration de 15, une taille de noyaux de [6,6] et un facteur de régularisation de 0.0025 avec un seuil de 0.9. Les valeurs propres et les vecteurs propres responsables à la reconstruction ESPIRiT sont représentés dans la figure III.31. Les informations nécessaires à la reconstruction se trouve dans le  $V_{||}, V_{\perp}$  le représente l'espace nulle (voir chapitre II).

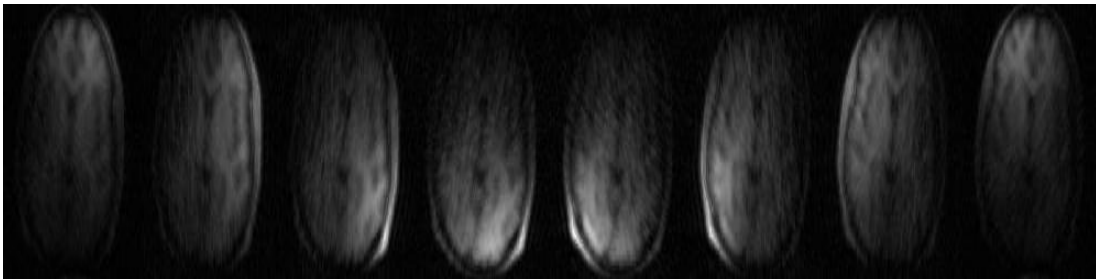


Figure III.30 : Amplitude des images bobine.

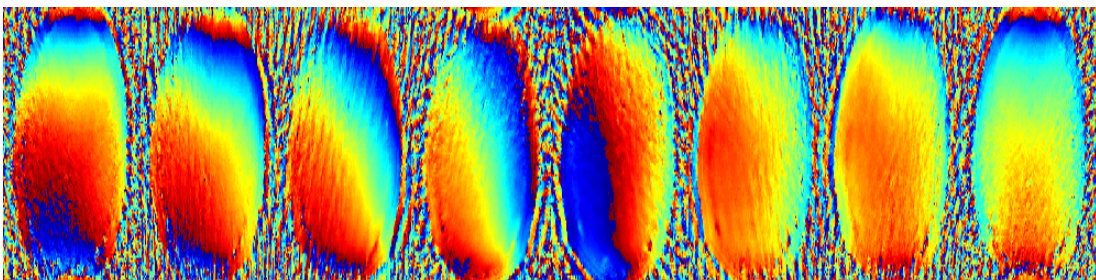


Figure III.31 : Phase des images bobine.

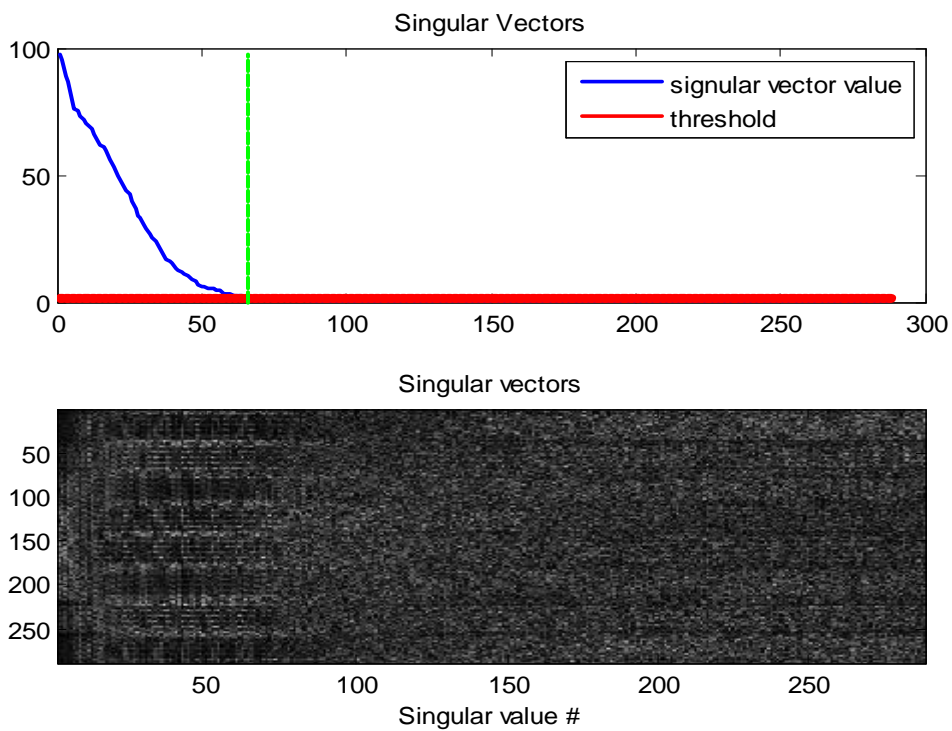


Figure III.32 : En haut- Valeurs propres. En bas- vecteurs propre.

## Chapitre III : Résultats et discussion

Les Figure III.33 a & b représentent respectivement l'amplitude et la phase des cartes de sensibilités obtenue après la décomposition en valeurs singulières de la matrice de calibration décrite en chapitre II. Les vecteurs propre correspondant aux valeurs propre  $\lambda=1$  portent l'information (dernière ligne de la Figure III.33 a). La sensibilité est nulle pour les autres vecteurs propres correspondant aux valeurs propres  $\lambda \neq 1$  (représenté en couleur noire dans les valeurs propres de Figure III.33 c).

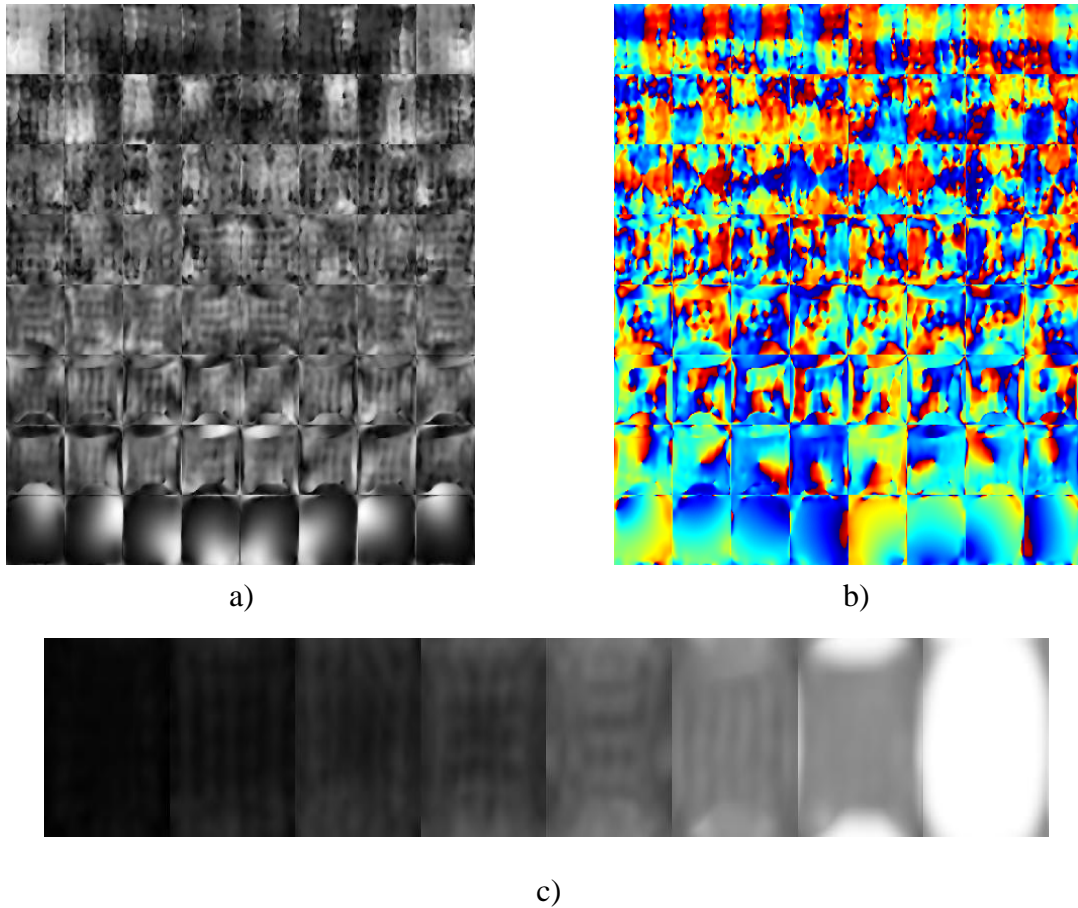
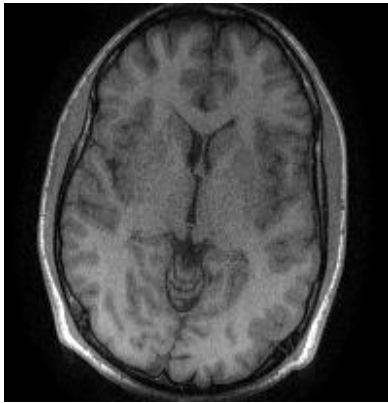


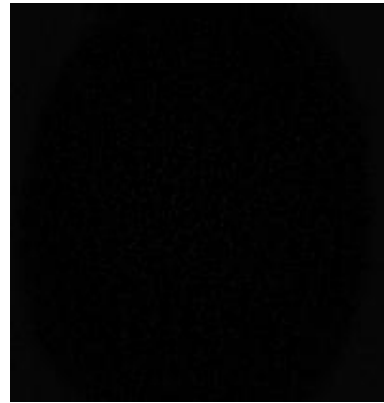
Figure III.33 : Cartes de sensibilité à partir de données d'autocalibration utilisant la SVD. a) Amplitudes, b) phases des vecteurs propres. c) valeurs propres acquises à partir d'une bobine 8 canaux.

L'image reconstruite par la méthode ESPiRiT ainsi que l'erreur entre l'image reconstruite et l'image référence sont représenté par la figure III.34.



SNR=32.9716  
NMSE=0.0068  
Tps d'acquisition=7.344005 seconds.

a)



b)

Figure III.34 : Reconstruction d'image réelle avec la méthode ESPIRiT. a) Image reconstruite. b) Différence entre l'image reconstruite et l'image de référence.

Comme les résultats de reconstruction de l'image fantôme, nous avons remarqué que la qualité des images réelles reconstruites par la méthode ESPIRiT est moins bonne comparant à celle reconstruite par les autres méthodes de reconstructions. L'avantage de la méthode ESPIRiT est qu'elle donne un temps d'acquisition réduit par rapport aux autres méthodes étudiées auparavant. La raison pour laquelle nous avons essayé d'améliorer cette dernière en l'associant avec la méthode CS.

Pour tester la nouvelle méthode de reconstruction associant la technique d'imagerie parallèle (IRMp) avec l'échantillonnage compressé (CS), nous avons utilisé une image fantôme de taille 200x160.

La figure III.35 représente l'image fantôme reconstruite par la méthode CS-ESPIRiT ainsi que la différence entre l'image reconstruite et l'image de référence.



SNR= 37.0795  
NMSE=0.0027  
Tps d'acquisition=32.777648 seconds.

a)

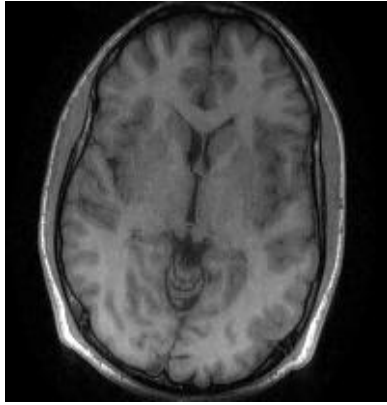


b)

Figure III.35 : Reconstruction d'image fantôme avec la méthode CS-ESPIRiT. a) Image reconstruite. b) Différence entre l'image reconstruite et l'image de référence.

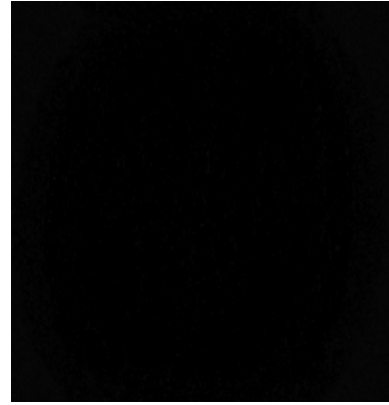
Les résultats quantitatifs montrent que la qualité d'image reconstruite par la méthode CS-ESPIRiT est beaucoup plus améliorée par rapport à celle reconstruite par CS et ESPIRiT séparément ; elle est aussi améliorée par rapport aux autres méthodes étudiées dans notre travail. La nouvelle méthode a donné un SNR élevé et un NMSE très réduit par rapport à toutes les autres méthodes avec un temps réduit.

Pour valider les résultats de la méthode de reconstruction CS-ESPIRiT, nous avons utilisé une image réelle de taille 200x200 décrite dans la section III.4.3. La figure III.36 représente une image réelle reconstruite par la méthode CS-ESPIRiT ; ainsi que la différence entre l'image reconstruite et l'image initiale.



SNR=34.5526  
NMSE=0.0057  
Tps d'acquisition=36.932591 seconds.

a)



b)

Figure III.36 : Reconstruction d'image réelle avec la méthode CS-ESPIRiT. a) Image reconstruite. b) Différence entre l'image reconstruite et l'image de référence.

Les résultats quantitatifs montrent que la qualité d'image réelle reconstruite par la méthode CS-ESPIRiT est beaucoup plus améliorée par rapport aux autres méthodes étudiées dans notre travail. La nouvelle méthode a donné un SNR élevé et un NMSE très réduit par rapport à toutes les autres méthodes avec un temps réduit par rapport à certaines d'autres ; elle assure donc un bon compromis entre les paramètres de performance et le temps d'acquisition. Nous pouvons conclure par dire que le CS-ESPIRiT est le choix optimal pour la reconstruction d'image en ce qui concerne qualité et temps d'acquisition.

### III.6 Conclusion

Nous avons essayé à travers ce chapitre d'étudier les performances des deux méthodes de reconstruction SPARSE, CS et de les comparer aux autres méthodes de reconstruction d'imagerie parallèle GRAPPA, SPIRiT et ESPIRiT. Ces méthodes de reconstruction sont très efficaces et assure une très bonne qualité d'image reconstruite. En revanche, le temps d'acquisition de ces méthodes est lent.

## Chapitre III : Résultats et discussion

---

La méthode de reconstruction CS-ESPIRiT a été développée afin de corriger les artéfacts dus au sous échantillonnage et d'améliorer le temps d'acquisition. Les images acquises avec cette méthode semblent tout à fait acceptable.

# **Conclusion générale**



## **Conclusion générale**

L'IRM est une modalité d'imagerie qui est devenue largement utilisée dans les routines quotidiennes cliniques en raison de sa bonne résolution spatio-temporelle. En outre, l'imagerie parallèle est une technique plus récente pour l'imagerie médicale. Elle présente de nombreux avantages comme la réduction du temps d'acquisition d'image et l'amélioration de la résolution spatio-temporelle.

Le travail présenté dans ce mémoire a été consacré à la reconstruction des images de résonance magnétique en utilisant différents types de sous-échantillonnage de l'espace  $k$ .

Les méthodes de reconstruction appliquées en imagerie parallèle telles que la méthode GRAPPA, SPIRiT et ESPIRiT ont été appliquées pour une meilleure suppression des artefacts ainsi que pour une amélioration du rapport signal sur bruit. Nous avons essayé d'étudier leurs performances et les résultats obtenus montrent que ces méthodes sont très efficaces et assurent une très bonne qualité d'image reconstruite. En revanche, le temps d'acquisition de ces méthodes est lent.

La méthode de reconstruction de l'échantillonnage compressé (compressed sensing) est une méthode très efficace, un faible nombre de coefficients non nuls suffit à parfaitement présenter l'essentiel de l'information nécessaire à la reconstruction raison pour laquelle nous l'avons choisi et associé avec la méthode d'imagerie parallèle. Les images acquises avec cette méthode de reconstruction semblent tout à fait parfaites.

## Références :

- [1] B.Kastler, D. Vetter, Z. Patay, P. Germain, "comprendre l'IRM, Manuel d'autoapprentissage," 7<sup>ème</sup> édition, Editeur : Elsevier Masson, 2011.
- [2] F. Bloch, W. W. Hansen, M. Packard, "Nuclear induction," Phys. Rev., 69(3-4):127, Feb 1946.
- [3] E. M. Purcell, H. C. Torrey, R. V. Pound. "Resonance absorption by nuclear magnetic moments in a solid,". Phys. Rev., 69(1-2):37–38, Jan 1946.
- [4] H. Carr, E. Purcell, "Effects of diffusion on free precession in nuclear magnetic resonance experiments," Physical Review, 94(3):630–638, 1954.
- [5] <http://www.imaios.com/fr/e-cours/e-MRI>.
- [6] M. Levitt, "Spin dynamics: basics of nuclear magnetic resonance," Wiley, New York, 2003.
- [7] A. Iles, "Simulation numérique de la selle de cheval," thèse de magister, Tlemcen-Université, Laboratoire EBM, 2000.
- [8] F. Breuer, "Development and application of efficient strategies for parallel magnetic resonance imaging," PhD thesis, Julius-Maximilians-University at Wurzburg, Dec 2006.
- [9] E. M. Haacke, R.W. Brown, M.R. Thompson, R. Venkatesan "Magnetic Resonance Imaging: Physical Principles and Sequence Design," New York: John Wiley & Sons, Inc; 1999.
- [10] Z. P. Liang, P.C Lauterbur, "Principles of Magnetic Resonance Imaging: A Signal Processing Perspective," New York: IEEE Press; 2000.
- [11] D. G. Nishimura, "Principles of magnetic resonance imaging," Stanford (CA): Stanford University Press, 1996.
- [12] P. Callaghan, "Principles of Nuclear Magnetic Resonance Microscopy". Oxford University Press, USA, 1991.
- [13] E. L. Hahn, "Spin echoes," Physical Review, 80(4):580–594, Nov 1950.
- [14] W. Donald, M.c. Robbie, A. E. Moore, J. G. Martin, R. P. Martin, "MRI From Picture to Proton," Second edition, eds. Cambridge, United Kingdom: Cambridge University Press, 2007.
- [15] P. Hornak Joseph, "The Basics of MRI," <http://www.cis.rit.edu/htbooks/mri/>
- [16] A. Iles, A. Bessaid, "Reconstruction en imagerie parallèle : méthode SENSE," Biomedical Engineering International Conference (Biomeic), Tlemcen-Algeria, Octobre 2012.

- [17] A. Iles, A. Bessaid, "Reconstruction GRAPPA et SPIRIT en Imagerie Parallèle", Biomedical Engineering International Conference (Biomeic), Tlemcen-Algeria, Octobre 2014.
- [18] B. Hiba, B. Faure, L. Lamalle, M. Decorps, A. Ziegler , "Out-and-in spiral spectroscopic imaging in rat brain at 7 T," *Magnetic Resonance in Medicine* 50(6): 1127-33. 2003.
- [19] J. D. O'Sullivan, "A fast sinc function gridding algorithm for fourier inversion in computer tomography," *IEEE Trans. Medical Imaging*, MI-4(4) :200–207, 1985.
- [20] K. P. Pruessmann, M. Weiger, M. B. Scheidegger, P. Boesiger, "SENSE: sensitivity encoding for fast MRI," *Magn Reson Med* 42(5):952–962, 1999.
- [21] Griswold MA, Jakob PM, Heidemann RM, Nittka M, Jellus V, Wang J, Kiefer B, Haase A. Generalized autocalibrating partially parallel acquisitions (GRAPPA). *Magn Reson Med*. 2002; 47:1202-1210.
- [22] Heidemann RM, Griswold MA, Haase A, Jakob PM. VD-AUTO-SMASH imaging. *Magn Reson Med*. 2001; 45:1066-1074.
- [23] Madore B, Glover GH, Pelc NJ. Unaliasing by fourier-encoding the overlaps using the temporal dimension (UNFOLD), applied to cardiac imaging and fMRI. *Magn Reson Med*. 1999; 42:813-828.
- [24] M. Lustig, J. M. Pauly, "SPIRiT: Iterative self-consistent parallel imaging reconstruction from arbitrary k-space," *Magn Reson Med*. 64, pp. 457-471, 2010.
- [25] M. Uecker, P. Lai, M. J. Murphy, P. Virtue, M. Elad, J. M. Pauly, S. S. Vasanawala, M. Lustig, "ESPIRiT: an eigenvalue approach to autocalibrating parallel MRI: Where SENSE meets GRAPPA," *Magn Reson Med*. doi: 10.1002/mrm.24751, 2013.
- [26] P, Qu, C. Wang, G. X. Shen, "Discrepancy-based adaptive regularization for GRAPPA reconstruction," *J Magn Reson Imaging*, 24:248-255, 2006.
- [27] W. Liu, X. Tang, Y. Ma, J. H. Gao, "Improved parallel MR imaging using a coefficient penalized regularization for GRAPPA reconstruction," *Magn Reson Med*; . doi: 10.1002/mrm.24344, 2012.
- [28] M. Griswold, D. Walsh, R. Heidemann, A. Haase, P. Jakob, "The use of an adaptive reconstruction for array coil sensitivity mapping and intensity normalization," In: *Proceedings of the 10<sup>th</sup> Annual Meeting of the ISMRM, Honolulu, Hawaii*, p. 2410, 2002.
- [29] Allen Y. Yang. Compressed sensing meets machine learning - classification of mixture subspace models via sparse representation. *Mini Lectures in Image Processing, TRUST Center Seminar, University of California, Berkeley, USA*, 2008.

- [30] C.E. Shannon, "Communication in the Presence of Noise," Proc. IRE, vol. 37, no.1, pp. 10 - 21, January 1949.
- [31] D.L. Donoho and X. Huo, "Uncertainty principles and ideal atomic decomposition," IEEE Trans. Inform. Theory, vol. 47, no. 7, pp. 2845–2862, Nov. 2001.
- [32] E. Candès and J. Romberg, "Sparsity and incoherence in compressive sampling," Inverse Prob. , vol. 23, no. 3, pp. 969–985, 2007.
- [33] S. Mallat, " A Wavelet Tour of Signal Processing ", Academic Press, 1999.
- [34] J. Ji, J. B. Son, S. D. Rane, "PULSAR: A Matlab toolbox for parallel magnetic resonance imaging using array coils and multiple channel receivers," Concepts Magn Reson B: Magn Reson Eng 31B:24–36, 2007.
- [35] L. A. Shepp, B. F. Logan. "Reconstructing Interior Head Tissue From X-RAY Transmissions", pp. 228–236, 1974.
- [36] M. H. Gach, C. Tanase, F. Boada, " 2D & 3D Shepp- Logan phantom standards for MRI," in International Conference on Systems Engineering, Los Alamitos, CA, USA, pp. 521–526, IEEE Computer Society, 2008.
- [37] M. Guerquin-Kern, F. Karahanoglu, D. Van De Ville, K. Pruessmann, M. Unser, "Analytical form of Shepp-Logan phantom for parallel MRI," In Proceedings of ISBI, Rotterdam, The Netherlands; pp. 261–264, April 14-17, 2010.
- [38] J. A. Fessler and B. P. Sutton, "Nonuniform fast Fourier transforms using minmax interpolation," IEEE Transactions on Signal Process, vol. 51, pp. 560–574, 2003.
- [39] F. Durand, "Matrices aléatoires et norme L1 pour le compressed sensing ", Mémoire pour le Master 2 de Statistique Mathématique, université Rennes 1, 2012-2013.



## **Résumé**

L'IRM est un outil d'investigation important en neurosciences car cette modalité permet d'obtenir une image très détaillée du système nerveux et en particulier du cerveau. Le principal inconvénient est le temps d'acquisition qui est long. La raison pour laquelle, les chercheurs essaient toujours de trouver des méthodes capables de réduire le temps d'examen. L'Imagerie par Résonance Magnétique parallèle permet de réduire le temps d'acquisition et d'améliorer la reconstruction à partir des données sous-échantillonnées acquises dans l'espace  $k$ . Plusieurs approches de reconstruction ont été proposées dont la méthode SENSE qui repose sur des profils de sensibilité, GRAPPA et SPIRiT qui servent à remplir l'espace  $k$  grâce aux lignes d'auto calibration (ACS), et ESPIRiT qui base sur l'association de deux approches l'une basé sur les cartes de sensibilité (SENSE) et l'autre sur l'auto calibration (GRAPPA). En outre, l'adaptation des techniques d'échantillonnage compressé (Compressed sensing) à l'IRM parallèle est explorée, l'idée novatrice de l'échantillonnage compressé est d'effectuer deux opérations simultanément, c'est-à-dire échantillonner et compresser en même temps, grâce au caractère parcimonieux. Pour toutes ces raisons, nous avons essayé dans notre travail d'étudier la qualité des images reconstruites en utilisant les différentes méthodes de reconstructions d'imageries parallèles ainsi que les méthodes de reconstruction d'échantillonnage compressé pour arriver à une combinaison entre les deux techniques d'imageries l'IRMp et le CS.

**Mots clés** : Imagerie parallèle ; GRAPPA ; SPIRiT ; ESPIRiT ; échantillonnage compressé.

## **Abstract**

The MRI is a tool of investigation mattering in neurosciences because this modality allows to obtain a very detailed image of the nervous system and in particular the brain. The main inconvenience is the time of acquisition which is long. The reason why the researchers always try to find methods capable of reducing the time of examination.

The parallel magnetic resonance imaging allows to reduce the time of acquisition and to improve the reconstruction from the sub-sampled data acquired in the  $k$ -space. Several methods of reconstruction were proposed, the method SENSE rests on profiles of sensibility, GRAPPA and SPIRiT who serve to fill the  $k$ -space thanks to the lines of auto-calibration (ACS) and ESPIRiT who bases on the association of two approaches the one based on the sensibility maps (SENSE) and the other one on the auto-calibration (GRAPPA).

Besides, the adaptation of the techniques of compressed sampling (compressed sensing) in the parallel MRI is explored, the innovative idea of the compressed sampling is to make two operations simultaneously, that is to sample and compress at the same time, thanks to the sparse character. For all these reasons, we tried in our work to study the quality of the reconstructed images by using the various methods of reconstruction of parallel imaging as well as the methods of reconstruction of sampling compressed to arrive at a combination between both the MRIp and the CS imaging techniques.

**Keywords** : Parallel Imaging, GRAPPA, SPIRiT, ESPIRiT, Compressed Sensing