



جامعة أبو بكر بلقايد - تلمسان

Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen

Faculté de Technologie

Département de Génie électrique et Electronique

Laboratoire de Recherche de Génie Biomédical

MEMOIRE DE PROJET DE FIN D'ETUDES

Pour obtenir le Diplôme de

MASTER en GENIE BIOMEDICAL

Spécialité : Signaux et Images en Médecine

Présenté par : OUIS Djahida

Reconstruction GRAPPA et SPIRiT en Imagerie par
Résonance Magnétique parallèle IRMp.

Soutenu le 23 juin 2014 devant le Jury

M.	BESSAID Abdelhafid	<i>Prof</i>	Université de Tlemcen	Président
Mme	ILES Amel	<i>MCB</i>	Université de Tlemcen	Encadreur
Melle	HABIBES Naïma	<i>MAA</i>	Université de Tlemcen	Examinatrice
M.	DIB Nabil	<i>Doctorant</i>	Université de Tlemcen	Examineur

Année universitaire 2013-2014

Remerciements

Nous remercions tout d'abord Dieu pour l'accomplissement de ce mémoire.

En premier lieu, nous adressons nos sincères remerciements à notre encadreur Madame ILES

AMEL, pour sa disponibilité, ses orientations, et sa compréhension.

Ensuite nous désir adresser nos sincères remerciements à Monsieur BESSAID d'avoir
accepter de présider ce jury, et nous remercions Melle HABIBES et Monsieur DIB qui ont

accepté d'examiner ce travail de recherche.

Nous remercions bien évidemment nos familles, nos parents, nos frères et nos amis de nous

avoir toujours soutenus....

Enfin nous adressons nos plus sincères remerciements à tous nos professeurs du département

de GBM pour leurs enseignements.

Dédicace

Dédicace

Avec l'aide du Dieu le tout puissant, j'ai pu achever ce modeste travail que je dédie :

À mon très cher père pour son amour, sa patience, son soutien et son encouragement afin de m'assurer cette formation dans les meilleures conditions, et pour tout ce qu'il a fait pour moi.
Que Dieu le garde et le préserve une bonne santé et longue vie.

À ma très chère mère pour toute sa tendresse, son appuie, son amour, sa compréhension, son aide, et pour ses nombreux sacrifices. Que Dieu la garde et la préserve une bonne santé et longue vie.

À mon cher frère : MOHAMMED

À mes adorables sœurs : NOUR EL HOUDA et FARAH et leurs enfants;

Et à toute la famille qui m'a toujours supporté moralement et financièrement pendant toutes mes longues années d'étude.

À tous mes ami(e)s pour la merveilleuse ambiance qui caractérise notre amitié, surtout HOURIA.H, SAFIA, SOUMIA, ZOLAYKHA, ISMAHEN, HOURIA.L, HOUDA.K.

A toute la promotion de BIOMEDICALE SIM 2013-2014 que j'estime beaucoup

A tous ceux que je n'ai pas cités et qui ne me sont pas moins chers ;

A tous ceux que j'aime et tous ceux qui m'aiment.

OUIS DJAHIDA

Liste des abréviations et symboles

Listes des abréviations et symboles

IRM : Imagerie par Résonance Magnétique

IRMp : Imagerie par Résonance Magnétique parallèle

RMN : Résonance magnétique nucléaire

FFT : Transformée de Fourier

IFFT : Transformée de Fourier Inverse

B_0 : champ magnétique statique d'intensité B_0

B_1 : champ électromagnétique radio fréquence

Db : decibel

γ : Le rapport gyromagnétique

F_p : La fréquence de précision

M_0 : l'aimantation résultante

M : l'aimantation macroscopique

M_{XY} : la composante transversale

M_Z : la composante longitudinale

T_1 : Le temps de relaxation longitudinale

T_2 : Le temps de relaxation transversale

ΔB_0 : l'hétérogénéité du champ magnétique B_0

T_2^* : Le temps de relaxation transversale résultant

T_E : temps d'échos

T_R : Le temps de répétition

G_s : Sélection de coupe

Liste des abréviations et symboles

FOV : Field of View

Δk : La fréquence spatiale

RF : radiofréquence

N_c : nombre des antennes

SMASH : Simultaneous Acquisition of Spatial Harmonics

VD-AUTO SMASH : Variable-Density AUTO-SMASH

GRAPPA : GeneRalized Autocalibrating Partially Parallel Acquisitions

N_b : nombre de bloc

ACS : autocalibration

2D : deux dimension

SPiRiT : Itérative Self-consistent Parallel Imaging Reconstruction from Arbitrary k-Space

SNR : Signal to Noise Ratio

NMSE: Normalized Mean Squared Error

MSSIM: Mean Structural Similarity Index

SSIM: l'indice de similarité structurelle

ROS : Region of Signal

RON : Region of Noise

1. Sommaire		V
Remerciements.....	I	I
Liste des abréviations.....	II	II
Sommaire	V	V
Listes des figures	XII	XII
Liste des tableaux.....	XIII	XIII
Introduction générale	1	1
Chapitre I : Résonance magnétique nucléaire	3	3
Introduction.....	3	3
I.1. Appareillage.....	4	4
I.1.1. Aimant	3	3
I.1.2. Bobines de gradients.....	4	4
I.1.3. Bobines radiofréquence	5	5
I.3. Principe de la résonance magnétique nucléaire (RMN Phase d'excitation.....	6	6
I.3.2. Phase de relaxation	7	7
I.3.2.1. Temps de relaxation longitudinale ou spin- réseau	7	7
I.3.2.1. Temps de relaxation transversale ou spin- spin	8	8
I.3.4. Création d'échos	9	9
I.3.4.1. Séquence écho de spin.....	9	9
I.3.4.1.1. Signal pondéré en T_2	10	10
I.3.4.1.2. Signal pondéré en T_1	10	10
I.3.5.1. Séquence écho de gradient	11	11

I.3.6.Codage spatial du signal	12
I.3.6.1. Sélection de coupe	12
I.3.6.2. Encodage en phase.....	12
I.3.6.3. Encodage en fréquence	13
I.4. Résolution spatiale et champ de vue.....	14
I.4.1. Mode d'acquisition cartésien.....	15
I.4.2. Mode d'acquisition spirale	16
Conclusion	16
Chapitre II: Etat de l'art des méthodes de reconstruction en imagerie parallèle	17
Introduction.....	17
II.2. Principe de l'IRMp.....	17
II.2.1. Antennes en réseau phasé.....	18
II.2.2. Acquisition et le sous-échantillonnage de l'espace k des antennes	19
II.3. Reconstruction d'images IRM parallèle	19
II.3.1. Reconstruction GRAPPA.....	21
II.3.1.1. Reconstruction d'espace k.....	21
II.3.1.2. Autocalibration.....	22
II.3.2. Reconstruction GRAPPA avec une région de calibration.....	24
II.3.3. Reconstruction SPIRiT.....	26
II.3.3.1. Cohérence avec calibration	27
II.3.3.2. Cohérence avec l'acquisition de données	27
II.3.3.3. Formulation des contraintes d'optimisation.....	28
Conclusion	29

Chapitre III : Reconstruction des images par la méthode GRAPPA	30
Introduction.....	30
III.2. Reconstruction GRAPPA.....	30
III.2.1. Paramètres de performances	32
III.2.1.1. Rapport signal sur bruit	32
III.2.1.1. Rapport signal sur bruit	32
III.2.1.3. Mean structural similarity index	33
III.3. Environnement du travail	34
III.4. analyse à mener.....	34
III.4.1. Expérience sur une image IRM.....	35
III.4.1.1. SNR.....	38
III.4.1.2. NMSE	38
III.4.1.3.MSSIM.....	39
III.4.2. Images reconstruites.....	40
III.4.3. Expérience sur des données réelles.....	41
Conclusions	42
Chapitre IV : Reconstruction des images par la nouvelle GRAPPA et SPIRiT	43
Introduction.....	43
IV.1. Reconstruction GRAPPA et SPIRiT	43
IV.2. Application	43
IV.2.1. Expérience sur l'image fantôme	44
IV.2.1.1. Reconstruction GRAPPA	44
IV.2.1.2. Reconstruction SPIRiT	45

IV.2.2. Paramètres de performances	47
IV.2.2.1. SNR.....	48
IV.2.2.2. NMSE	49
IV.2.2.3. MSSIM	50
IV.2.3. Images reconstruites	51
IV.2.3.1. GRAPPA.....	51
VI.2.3.2. SPIRiT	52
IV.2.3 Expérience sur les données réelles	54
IV.2.3.1. GRAPPA.....	54
IV.2.3.2. SPIRiT	57
Conclusion	60
Conclusion générale.....	61
Références bibliographiques.....	62

Liste des figures	IX
Figure I.1 : Appareil IRM	3
Figure I.2 : Aimant supraconducteur.....	4
Figure I.3 : bobines de gradient.....	5
Figure I.4 : Antenne radio fréquence en IRM classique.....	5
Figure I.5 : Spins et résonance magnétique. (a) A l'état de repos,(b) A l'état de résonance	6
Figure I.6 : Basculement de l'aimantation après l'application d'une impulsion radiofréquence B_1 dans le plan transverse au champ B_0	7
Figure I.7: Evolution des aimantations transversales et longitudinales	8
Figure I.8 : Relaxations transversales T_2 et T_2^*	9
Figure I.9 : Chronogramme de la séquence écho de spin.....	10
Figure I.10: Chronogramme de la séquence écho de gradient	11
Figure I.11: Sélection de coupe par un gradient de champ magnétique en Z pendant l'impulsion radiofréquence d'excitation	12
Figure I.12 : Sélection du gradient de codage de phase	13
Figure I.13 : Sélection du gradient de codage de fréquence	13
Figure I.14 : Remplissage de plan de Fourier	14
Figure I.15: Echantillonnage et la taille de voxel dans l'espace k	15
Figure I.16: Différentes trajectoires couramment utilisées pour parcourir l'espace k	16

Figure II.1 : Objet à imagé par N_c antennes en réseau phasé donnant lieu à N_c images, a) quatre antennes et b) 8 antennes.....	18
Figure II.2 : (a) Acquisition conventionnelle de l'espace de Fourier et (b) acquisition sous échantillonnée d'un facteur de réduction $R = 2$	19
Figure II.3 : Schéma de reconstruction GRAPPA.....	22
Figure II.4 : Reconstruction de l'image dans l'espace k par la méthode GRAPPA.....	24
Figure II.5 : Combinaison linéaire des données d'espaces k voisines acquises de toutes les bobines	25
Figure II.6 : Reconstruction de la nouvelle GRAPPA avec une région de calibration	25
Figure III.1 : Organigramme de la méthode de reconstruction GRAPPA	31
Figure III.2 : Espace k complet de signal reçu par chaque bobine après la TF (champs de vue complet)	35
Figure III.3 : Espace k réduit des huit bobines avant remplissage	36
Figure III.4: Espace k complet des huit bobines après remplissage.....	36
Figure III.5 : Huit images bobines non combiné	37
Figure III.6 : Image reconstruite	37
Figure III.7: SNR en fonction du facteur d'accélération avec un nombre de blocs de 2 et 4	38
Figure III.8: NMSE en fonction du facteur d'accélération avec un nombre de blocs de 2 et 4	39
Figure III.9 : MSSIM en fonction du facteur d'accélération.....	39

Figure III.10 : Reconstruction d'images IRM avec différents facteurs d'accélération.....	40
Figure III.11 : Reconstruction d'images fantôme avec différents facteurs d'accélération.....	41
Figure III.12: Reconstruction des images réelles avec 4 blocks en fonction de la variation de R	42
Figure IV.1 : Sous échantillonnage selon les deux directions ($R= 2 \times 2$: selon les lignes et colonnes) avec une surface de calibration au centre de l'image	43
Figure IV.2 : 4 espaces k avant le remplissage	44
Figure IV.3 : Obtention des 4 espaces k après le remplissage	44
Figure IV.4 : Reconstruction des 4 images non combiné et l'image finale	45
Figure IV.5 : Synoptique de la technique de reconstruction SPIRiT	46
Figure IV.6 : Reconstruction SPIRiT : a) sans régularisation. b) avec régularisation	47
Figure IV.7 : SNR en fonction de R des deux méthodes de reconstructions SPIRiT et GRAPPA avec et sans régularisation	48
Figure IV.8: NMSE en fonction de R des deux méthodes de reconstructions SPIRiT et GRAPPA avec et sans régularisation	49
Figure IV.9 : Variation de MSSIM avec et sans régularisation de SPIRiT et la nouvelle GARPPA en fonction de R.....	50
Figure IV.10 : Images fantôme reconstruites sans régularisation en fonction de R. En haut: images références, images reconstruites et en bas: différence entre image reconstruite et image référence.....	51

Figure IV.11 : Images fantôme reconstruites avec régularisation en fonction de R. En haut: images références, images reconstruites et en bas : différence entre image reconstruite et image référence.52

Figure IV.12 : Images fantôme reconstruites sans régularisation en fonction de R. En haut : images références, au milieu : images reconstruites et en bas: différence entre image reconstruite et image référence.....53

Figure IV.12 : Images fantôme reconstruites avec régularisation en fonction de R. En haut : images références, au milieu : images reconstruites et en bas: différence entre image reconstruite et image référence.....54

Figure IV.14 : Images réelles reconstruites sans régularisation en fonction de R55

Figure IV.15 : Images réelles reconstruites avec régularisation en fonction de R.....56

Figure IV.16 : Images réelles reconstruites sans régularisation en fonction de R57

Figure IV.17 : Images réelles reconstruites avec régularisation en fonction de R.....58

Liste des tableaux	XIII
Tableau III.1. SNR en fonction du facteur d'accélération de la méthode GRAPPA	38
Tableau III.2. NMSE en fonction du facteur d'accélération avec un nombre de blocs de 2 et 4.	38
Tableau III.3. MSSIM en fonction du facteur d'accélération	39
Tableau III.4. SNR, NMSE et MSSIM des images réelles reconstruite en fonction de R. 41	
Tableau IV.1 : la variation du SNR de la nouvelle GRAPPA et SPIRiT avec et sans régularisation en fonction de R	48
Tableau IV.2 : la variation du NMSE de la nouvelle GRAPPA et SPIRiT avec et sans régularisation en fonction de R	49
Tableau IV.3: la variation de MSSIM de la nouvelle GRAPPA et SPIRiT avec et sans régularisation en fonction de R	50
Tableau IV.4: Variation de SNR, NMSE et MSSIM de la nouvelle GRAPPA sans régularisation en fonction de R	55
Tableau IV.5: Variation de SNR, NMSE et MSSIM de la nouvelle GRAPPA avec régularisation en fonction de R	56
Tableau IV.6: Variation de SNR, NMSE et MSSIM de SPIRiT sans régularisation en fonction de R	57
Tableau IV.7: Variation de SNR, NMSE et MSSIM de SPIRiT avec régularisation en fonction de R	58

Introduction générale

L'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) est une technique de diagnostic médical puissante et non-invasive basée sur un principe physique découvert dans les années 1940 : c'est la résonance magnétique nucléaire (NMR, Nuclear Magnetic Resonance). Elle est basée donc sur le principe de la résonance des noyaux de certains atomes en présence d'un champ magnétique constant et sous l'action d'un autre champ magnétique dans la gamme des radiofréquences. L'acquisition d'images IRM du corps humain consiste en une répétition d'expériences de RMN élémentaires, soit une succession d'excitations/acquisitions, chacune de ces expériences permettant de recueillir une partie de l'information image, codée en fréquence. Ce processus est séquentiel par nature, et donc relativement lent.

Pour réduire le temps d'acquisition, des techniques d'imagerie parallèles puissantes utilisant plusieurs antennes réceptrices sont apparues depuis les années 90. Dans ce contexte, les images d'IRM doivent être reconstruites à partir des données sous-échantillonnées acquises dans l'espace k . 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). En outre, L'information spatiale résultant de la disposition des éléments d'antenne peut être utilisée pour n'effectuer qu'un codage de phase partiel, ce qui accélère d'autant la vitesse d'acquisition grâce à des facteurs d'accélération.

Plusieurs approches de reconstruction ont été proposées. Certains opèrent dans le domaine image comme la méthode SENSE (qui utilise des cartes de sensibilité), d'autres dans le domaine fréquentiel comme la méthode GRAPPA (méthode d'autocalibration). Cependant, les images reconstruites sont souvent entachées par des artéfacts de repliement dus au sous-échantillonnage acquis dans l'espace k . Dans la pratique clinique, la reconstruction SENSE et GRAPPA sont souvent utilisées avec un sous-échantillonnage d'un facteur de 2 ou 3. La modification du processus d'encodage spatial dans le sens croissant, dégrade la qualité des images obtenues. Un compromis est alors nécessaire entre le choix du sous échantillonnage et la qualité de l'image obtenue.

L'objectif ce travail est de choisir un facteur d'accélération élevé permettant d'obtenir des images de qualité optimale. Pour atteindre ce but, deux méthodes de reconstruction :

GRAPPA et SPIRiT (elles fonctionnent le domaine fréquentiel) ont été proposées. La reconstruction SPIRiT est très intéressante car elle utilise des trajectoires en spirales qui permettent d'atteindre des facteurs d'accélération (sous échantillonnage) élevés. Dans le paragraphe qui suit, nous indiquerons l'ordre dans lequel ce travail de mémoire sera présenté.

Le premier chapitre présente les notions élémentaires de RMN ainsi que les différentes étapes d'encodage pour obtenir ce que l'on appelle l'IRM. Ces notions semblent nécessaires à la bonne compréhension de ce travail de mémoire. Le deuxième chapitre, présente Etat de l'art des méthodes de reconstruction en imagerie parallèle. Dans le troisième chapitre nous présentons l'algorithme de reconstruction couramment utilisé en imagerie parallèle : Reconstruction GRAPPA. Enfin, dans le chapitre quatre, nous détaillons les deux nouvelles approches adoptées pour améliorer les performances de la méthode GRAPPA : Reconstruction GRAPPA améliorée et SPIRiT.

Chapitre I

Résonance magnétique nucléaire

Introduction :

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) est une technique d'imagerie qui est en plein développement vu qu'elle permet d'explorer le corps humain de manière non invasive, dépourvue d'effet ionisant (radioactivité). Cette technique permet d'obtenir des coupes anatomiques de différents organes selon une orientation libre du plan d'acquisition.

Dans ce chapitre, nous allons présenter brièvement le principe de fonctionnement d'un imageur IRM, les principes physiques de l'IRM, les séquences utilisées pour notre étude ainsi que les modalités d'acquisition des images IRM. L'objectif est de connaître les spécificités de l'IRM, afin de mieux comprendre par la suite le problème de la reconstruction.

I.2. Appareillage :

Les IRM se scindent en deux types : l'IRM fermé et l'IRM ouvert. L'IRM de la (Figure I-1) est un IRM qui fait partie de la famille des IRM fermé qui sont les plus répandue et plus utilisés à l'heure actuelle. D'un autre côté, L'IRM ouvert s'améliore de jour en jour et il a fait son apparition après l'IRM fermé [1].



Figure I.1 : Appareil IRM

Les composants représentant l'imageur à résonance magnétique sont: l'aimant, les bobines de gradient, les bobines radiofréquence (RF).

I.2.1. Aimant :

Il est généralement supraconducteur car c'est ce type d'aimant qui possède les meilleurs caractéristiques puisqu'il permet d'obtenir un champ magnétique très élevé (voir Figure I.2). En effet, il doit être très puissant et extrêmement homogène. Pour obtenir la

supraconductivité, cet aimant est refroidi à l'aide d'hélium liquide entouré d'azote liquide pour se rapprocher du zéro absolu (0 K).

Néanmoins il y a un système de sécurité car, si l'aimant perd sa supraconductivité et s'échauffe (effet de Quench), l'hélium liquide risque de se transformer en gaz, ce qui entraîne un important changement de volume. C'est pourquoi, il existe des systèmes d'évacuation rapide car ces fuites peuvent entraîner des brûlures (par le froid), ainsi qu'une asphyxie [2].

En IRM, on parle de blindages pour certains dispositifs destinés au confinement des champs magnétiques produits par la machine et à l'isolement de celui-ci des champs magnétiques extérieurs qui viendraient perturber l'acquisition.



Figure I.2 : l'aimant supraconducteur

I.2.2. Bobines de gradient :

Dans l'IRM, les bobines de gradients sont construites sur un cylindre coaxial, la bobine G_z est une bobine de type Helmholtz dont les deux bobinages sont parcourus par des courants de directions opposées, les bobines G_x et G_y sont construites avec des paires de bobines en huit (Figure I.3). Les bobines de gradients sont utilisées pour faire varier linéairement le champ magnétique B_0 selon les trois directions de l'espace X, Y et Z dans le but de coder spatialement le signal RMN.

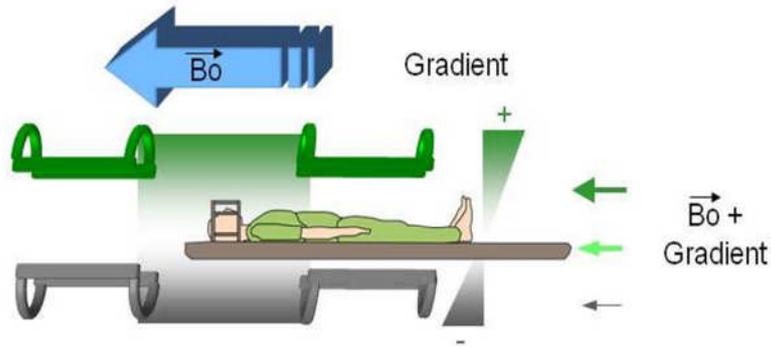


Figure I.3 : bobines de gradient

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. Elles sont capables de produire et/ou de capter un signal de radiofréquence. Elles sont accordées pour correspondre à la fréquence de résonance de précession des protons qui se trouvent dans le champ magnétique [1] :

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

F_p : La fréquence de précision

γ : Le rapport gyromagnétique

B_0 : L'intensité du champ magnétique principal

L'IRM classique consiste à faire l'acquisition de l'objet à imager en utilisant une seule antenne (voir Figure I.4). L'antenne va contenir une version échantillonnée (échantillonnage complet) de l'espace de Fourier correspondant à l'image.

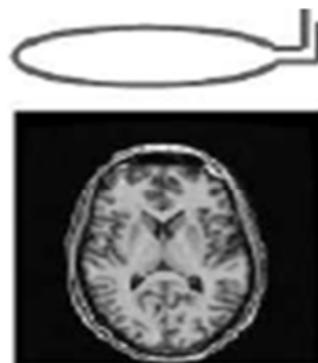


Figure I.4 : une antenne radio fréquence en IRM classique

L'IRM est fondée sur la mesure du magnétisme des différentes parties du corps (tissus biologiques). Les images obtenues en IRM proviennent de la mesure de signaux de résonance

magnétique nucléaire (RMN). D'un point de vue physique, l'IRM est basée sur le phénomène bien connu de RMN.

I.3. Principe de la résonance magnétique nucléaire (RMN) :

Le phénomène de résonance magnétique nucléaire (RMN) a été découvert de façon indépendante par Bloch et Purcell en 1942 leur le premier prix Nobel en 1952 a été attribué [3]. Pour expliquer la résonance magnétique nous prendrons pour exemple l'atome d'hydrogène, ^1H 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.5 a). La résultante magnétique d'un ensemble d'atome est donc nulle [4]. Lorsque les spins sont placés dans un champ magnétique d'amplitude B_0 , ils entrent en résonance à une fréquence caractéristique, appelée fréquence de Larmor ω_0 :

$$\omega_0 = \gamma B_0 \tag{I.2}$$

Avec γ : le rapport gyromagnétique

De plus, ces spins sont animés d'un mouvement de précession de moment magnétique μ autour de la direction de B_0 [5]. Tous les spins sont alors alignés suivant la direction de B_0 , par convention la direction Z (Figure I.5 b). Ainsi, l'aimantation résultante M_0 est la somme de l'aimantation des N_s spins dans le volume considéré :

$$M_0 = \sum_{n=0}^{N_s-1} \mu_n \tag{I.3}$$

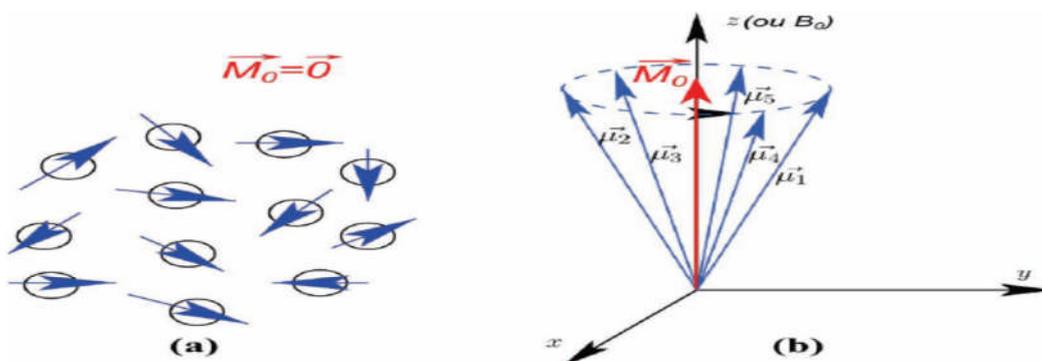


Figure I.5 : Spins et résonance magnétique. (a) A l'état de repos,(b) A l'état de résonance

I.3.1. Phase d'excitation :

Lors de la phase d'excitation, l'onde radiofréquence provoque une "bascule" de l'aimantation (Figure I.6), résultante d'un groupe de spins placés dans un champ magnétique. Cette bascule est liée à un transfert d'énergie vers le système de spins. Au niveau quantique, elle se traduit par une modification des niveaux énergétiques des spins (passage de l'état de basse énergie "parallèle" vers le niveau de haute énergie "antiparallèle"). Il y a alors "bascule" du groupe de spins nucléaires. L'angle de bascule de l'aimantation tissulaire dépend de l'intensité et de la durée pendant laquelle est appliquée l'onde RF.

On peut décomposer l'aimantation tissulaire en une composante longitudinale (selon l'axe Z, dans l'axe de B_0) et une composante transversale. La phase d'excitation, et la bascule, se traduisent par une diminution de l'aimantation longitudinale (qui peut aller jusqu'à s'inverser), et l'apparition d'une aimantation transversale.

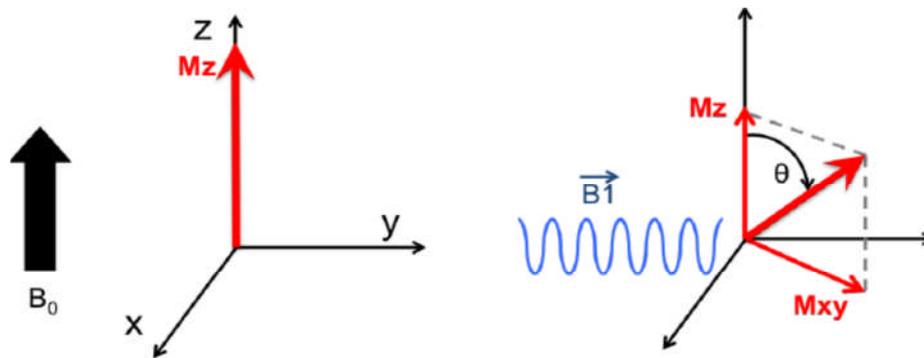


Figure I.6 : Basculement de l'aimantation après l'application d'une impulsion radiofréquence B_1 dans le plan transverse au champ B_0

I.3.2. Phase de relaxation :

À l'arrêt de l'impulsion radiofréquence, l'aimantation macroscopique M retourne à sa position d'équilibre. Ce fait est traduit par une diminution rapide de la composante transversale M_{xy} et une augmentation progressive de la composante longitudinale M_z (Figure I-7). Ces phénomènes sont respectivement appelés relaxation transversale et relaxation longitudinale. La relaxation des protons rend possible l'observation du phénomène de RMN [6].

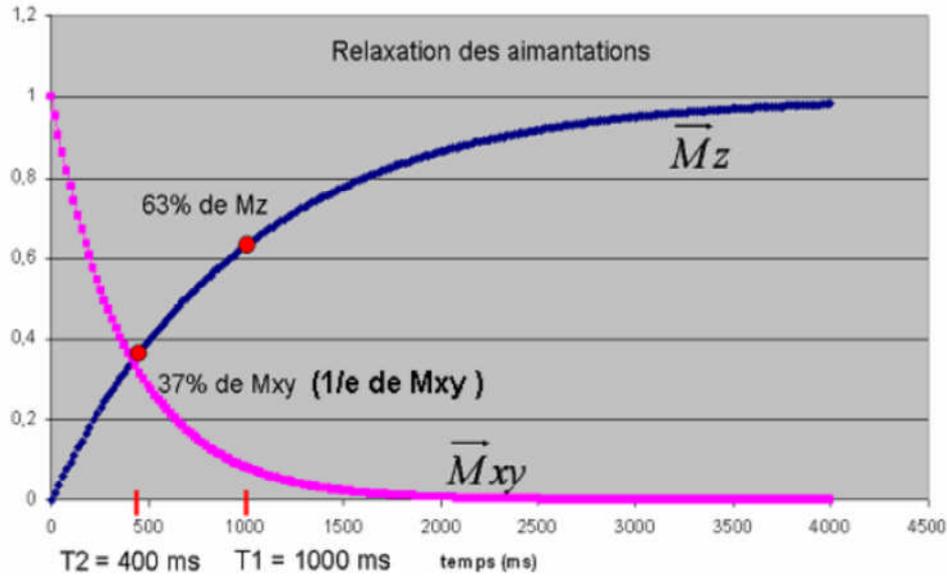


Figure I.7: Evolution des aimantations transversales et longitudinales

I.3.2.1. Temps de relaxation longitudinale ou spin- réseau : correspond à la constante de temps T_1 nécessaire pour que 63% des spins se réalignent le long du champ magnétique B_0 (Figure I.7). Cette relaxation est traduite par une croissance progressive de M_Z suivant une loi exponentielle. Il faudrait alors un temps infini pour que tous les spins se retrouvent alignés.

$$M_Z(t) = M_0 \left(1 - e^{-\frac{t}{T_1}} \right) \quad (I.4)$$

I.3.2.1. Temps de relaxation transversale ou spin- spin : correspond à la constante de temps T_2 avec laquelle 63% de spins perdent leur cohérence de phase du fait des interactions spin-spin, en excluant les effets causés par les inhomogénéités de champ. Cette relaxation est traduite à son tour par une disparition de M_{XY} selon une loi exponentielle décroissante (Figure I.7).

$$M_{XY}(t) = M_0 e^{-\frac{t}{T_2}} \quad \text{Équation (I.5)}$$

Avec :

T_1 et T_2 : sont les constantes de temps caractéristiques d'un tissu donné.

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 ΔB_0 du champ magnétique B_0 . L'ensemble de ces phénomènes est représenté par le temps de relaxation transversale résultant T_2^* [7] et le signal mesuré au cours du temps est une sinusoïde d'intensité décroissante (Figure I.8), aussi appelé signal de précession libre ou FID (Free Induction Decay) tel que :

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

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

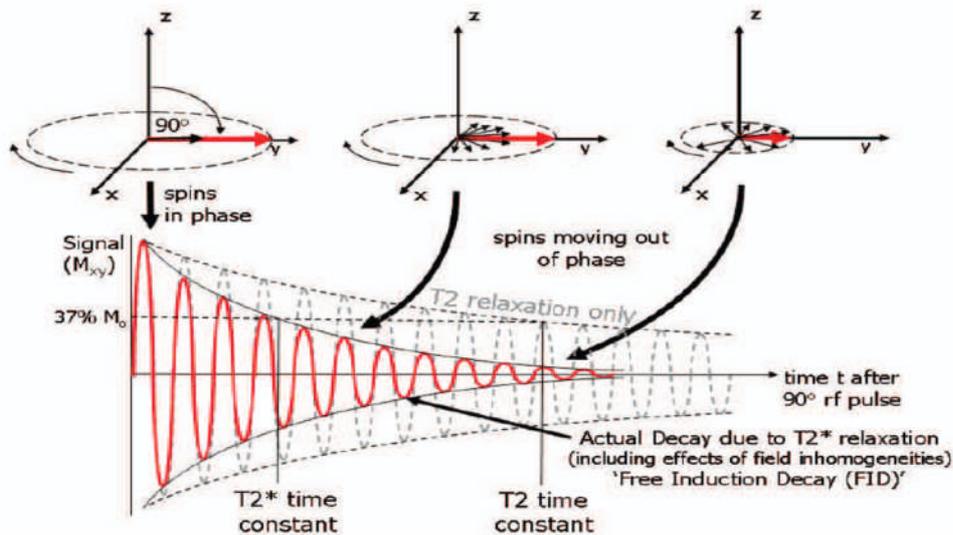


Figure I.8 : Relaxations transversales T_2 et T_2^*

I.3.4. Création d'échos :

Plutôt que le signal de précession libre, ce sont généralement des échos qui sont générés et mesurés lors de l'IRM. Dans la majorité des applications, il s'agit d'échos de spin ou d'échos de gradient.

I.3.4.1. Séquence écho de spin :

C'est la séquence de base en IRM. Elle est constituée de deux impulsions séparées par un intervalle de temps que l'on note habituellement $\frac{TE}{2}$. Après un délai $\frac{TE}{2}$ suivant l'impulsion 90° , une impulsion 180° qui retourne les phases est appliquée. Après un deuxième délai $\frac{TE}{2}$ toutes les aimantations se retrouvent alors à leur phase initiale et on observe un écho de signal [8] qui est enregistré à l'instant TE (appelé temps d'écho).

Les paramètres fondamentaux d'une séquence sont le temps d'écho (TE), et le temps de répétition (TR). Le temps de répétition est l'intervalle de temps séparant deux impulsions de radiofréquence. Le temps d'écho est l'intervalle de temps séparant l'impulsion de radiofréquence, et l'écho produit nécessaire à la détection du signal; il correspond donc au moment précis où le signal est mesuré. Le chronogramme de base de la séquence d'écho de spin est donné dans la figure I.9.

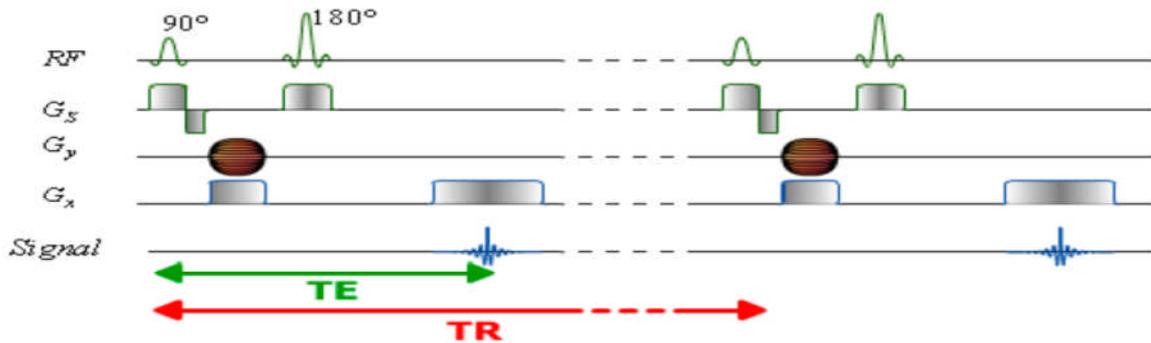


Figure I.9 : Chronogramme de la séquence écho de spin

Le signal de la séquence écho de spin dépend des 3 paramètres du sujet M_0 , T_1 et T_2 , ainsi que des deux paramètres de séquence TE et TR [8].

$$S = M_0 \left(1 - \exp\left(\frac{-TR}{T_1}\right) \right) * \exp\left(\frac{-TE}{T_2}\right) \quad (I.7)$$

Cette séquence permet de fixer le contraste de l'image de façon directe par le choix des paramètres TE et TR :

I.3.4.1.1. Signal pondéré en T_2 :

Avec un temps échos TE <<long>> choisi du même ordre de grandeur que celui des temps T_2 des tissus (TE<<long>>), associé à un temps de répétition TR <<long>>, l'intensité du signal dépend des valeurs T_2 . On dit alors le signal pondéré en T_2 [9].

I.3.4.1.2. Signal pondéré en T_1 :

Si le temps d'écho TE est nettement inférieur à T_2 , l'intensité du signal ne dépend pratiquement pas des valeurs des temps T_2 des tissus examinés. Il suffit alors de choisir un temps de répétition TR <<court>> et un temps d'échos T_E << court>> pour que l'intensité du signal dépende essentiellement de T_1 . Le signal obtenu est dit pondéré en T_1 [9].

La séquence d'écho de spin permet de conserver une grande part de l'aimantation initiale, tout en s'affranchissant des effets d'inhomogénéité locale du champ B_0 . Elle fournit donc des images de qualité avec un bon rapport signal sur bruit. En contrepartie, pour avoir une quantité de signal suffisante, il est nécessaire de fixer un T_R relativement long (généralement plusieurs centaines de millisecondes, voire plusieurs secondes).

I.3.5.1. Séquence écho de gradient :

Les séquences échos de gradient sont générés en appliquant des gradients de champ magnétique (Figure I.10) après avoir excité les spins (en appliquant une impulsion inférieure à 90°). Ces gradients sont utilisés pour produire un changement dans le champ magnétique et donc dans la fréquence de Larmor suivant une direction particulière. Ainsi, les spins précessent à différentes fréquences et se déphasent rapidement suivant cette direction. Ce déphasage annule alors très rapidement l'amplitude du signal de précession libre. Cependant, le déphasage créé par l'application d'un gradient de champ magnétique peut être inversé en appliquant un second gradient suivant la même orientation et avec la même amplitude, mais dans la direction opposée. Lorsque la durée d'application de ce deuxième gradient est la même que celle du premier gradient, le déphasage dû au premier gradient est annulé et le signal de précession libre réapparaît. Il atteint un maximum d'amplitude lorsque les spins déphasés par le premier gradient se retrouvent à nouveau en phase. Le signal ainsi rephasé par l'inversion de la direction d'application du gradient de champ magnétique est appelé écho de gradient. Puis, si le second gradient est toujours actif, les spins se déphasent à nouveau et le signal de FID disparaît [5].

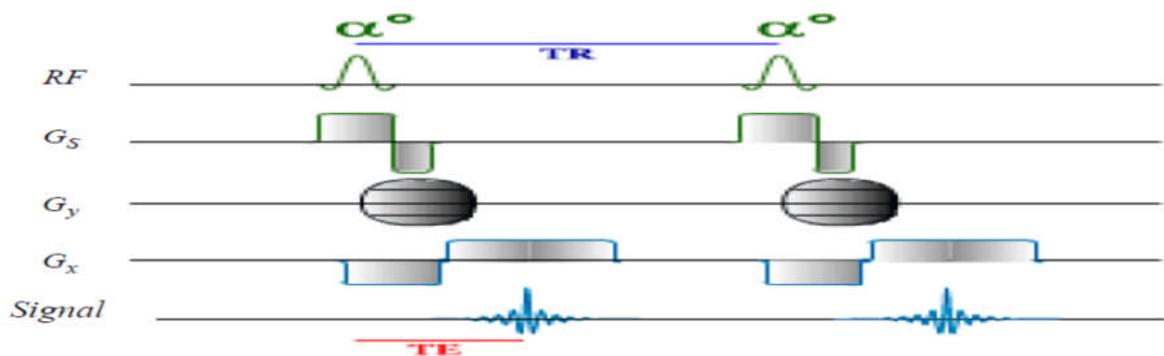


Figure I.10: Chronogramme de la séquence écho de gradient

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

I.3.6. Codage spatial du signal :

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

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

I.3.6.1. Sélection de coupe :

Un gradient de champ G_s est appliqué pendant l'impulsion d'excitation de 90° (Figure I.11). L'orientation de la coupe sélectionnée est alors perpendiculaire à la direction de ce gradient. Son épaisseur est inversement proportionnelles à l'intensité de G_s et proportionnelle à la largeur de la bande de fréquences de l'onde radio. La valeur de la fréquence centrale de l'impulsion permet aussi de choisir le niveau de la coupe.

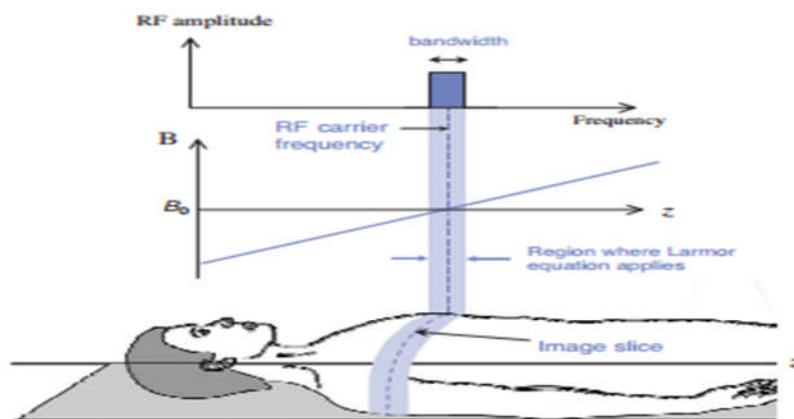


Figure I.11: Sélection de coupe par un gradient de champ magnétique en Z pendant l'impulsion radiofréquence d'excitation

I.3.6.2. Encodage en phase :

On suppose que le plan de coupe contient un ensemble de 3×3 vecteurs d'aimantations nettes. Le gradient de l'encodage de phase est appliqué après le gradient de sélection de coupe. On suppose qu'il est appliqué sur l'axe Y, les spins le long de l'axe Y commencent à tourner à différentes fréquences de Larmor ; ils se trouvent à différentes positions (Figure I.12).

Lorsque le gradient de codage de phase est désactivé, les vecteurs d'aimantation nette tournent toujours avec le même rythme, mais avec des phases différentes.

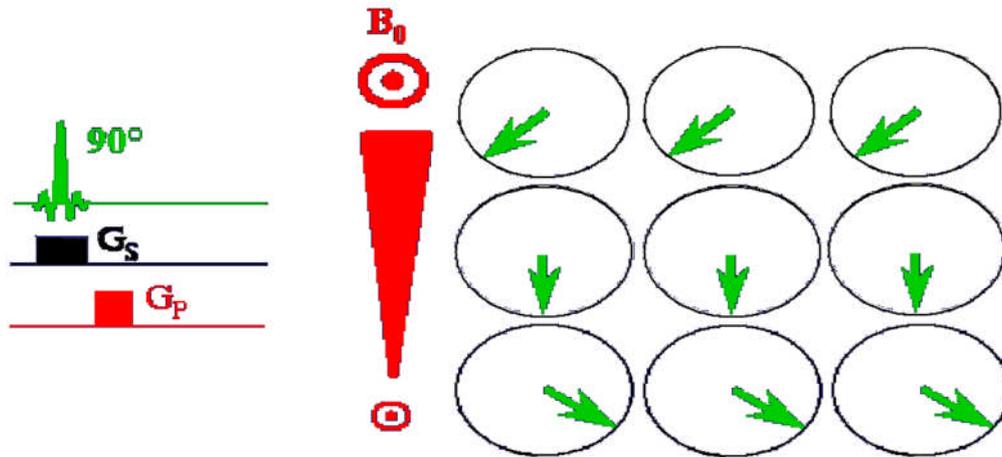


Figure I.12 : Sélection du gradient de codage de phase

I.3.6.3. Encodage en fréquence :

L'amplitude et la durée de l'impulsion du gradient de codage de phase déterminent la phase. Lorsque l'impulsion du gradient de codage de phase est désactivée, l'impulsion du gradient de codage de fréquence est activée selon l'axe X (Figure I.13). Ce dernier permet la précession des paquets de spins, cette précession dépend de la position des spins le long de l'axe X. Donc, chaque vecteur d'aimantation parmi les neuf vecteurs est caractérisé par sa propre phase et sa propre fréquence de précession.

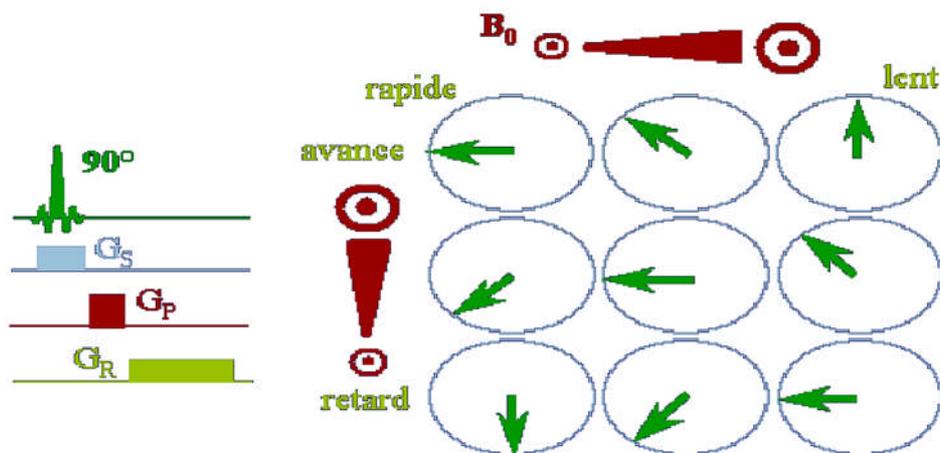


Figure I.13 : Sélection du gradient de codage de fréquence

Lorsque nous considérons différentes techniques d'imagerie, nous voyons qu'elles fournissent des informations directement dans l'espace à trois dimensions, appelé 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. L'espace qui permet de recueillir les données brutes est le plan de Fourier (ou espace k : Figure I.14). L'outil mathématique qui permet de passer du plan de Fourier au domaine spatial (image) est la transformée de Fourier inverse.

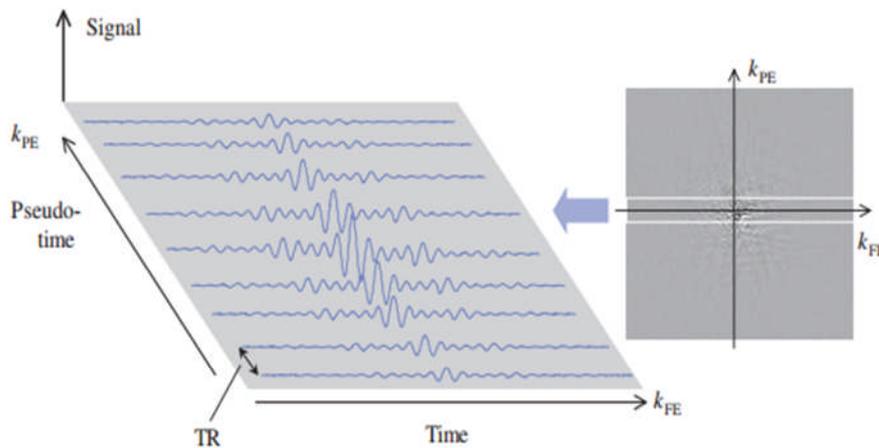


Figure I.14 : Remplissage de plan de Fourier

Le signal RMN (Figure I.14), obtenu par la mesure du courant induit dans l'antenne réceptrice, dépend donc des paramètres d'acquisition, qui sont en IRM classique, le temps de répétition (TR) (voir Figure I.14), le temps d'écho (TE), le champ de vue (FOV pour «Field of View»), les dimensions de la matrice d'acquisition et l'épaisseur de coupe (ces trois derniers paramètres permettent de définir la dimension du voxel) et la bande passante de réception. Le TR et le TE sont utilisés pour moduler le contraste de l'image.

I.4. Résolution spatiale et champ de vue :

Lors de la conception d'une acquisition cartésienne en IRM, nous devons déterminer des choix appropriés du champ de vue (FOV) et de la résolution spatiale (i.e. la taille de voxel). Pour éviter les artefacts de repliement (ou aliasing) qui peuvent apparaître dans les deux directions, de codage de phase et de fréquence, le champ de vue doit être plus

grand que l'objet à imagé. La taille du voxel, représentant le volume élémentaire d'échantillonnage doit être suffisamment petite pour améliorer la résolution spatiale (dimension du pixel). La fréquence spatiale Δk entre deux points d'échantillonnages dans l'espace k (Figure I.15) est égale à l'inverse du FOV :

$$\text{FOV} = \frac{1}{\Delta k} \quad (\text{I.8})$$

La taille du voxel Δ est égale à l'inverse de l'espace k étendue (-kmax à +kmax) qui est échantillonnée: $\Delta=1/ (2 \text{ kmax})$. Ces paramètres sont représentés physiquement à la (Figure I.15) [10].

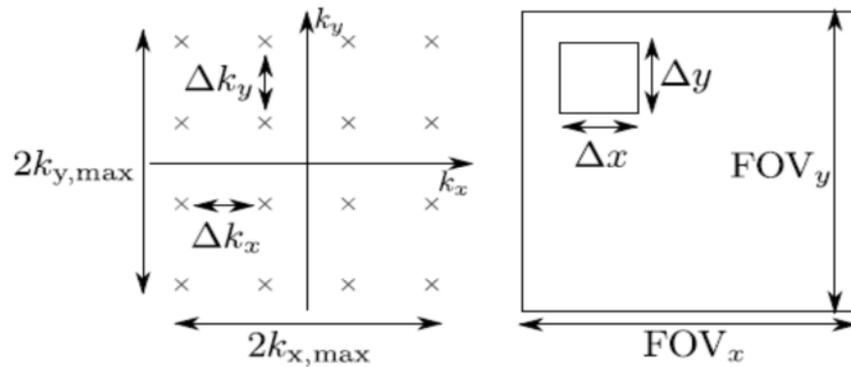


Figure I.15: Echantillonnage la taille de voxel dans l'espace k

Une acquisition IRM consiste donc à balayer l'espace k afin d'obtenir l'information image codée en fréquence spatiale. Différentes techniques peuvent être adoptées : Le balayage séquentiel ligne par ligne (acquisition cartésien), spiralé, 1/2 plan de Fourier...etc.

I.4.1. Mode d'acquisition cartésien :

Il est le plus répandu, chaque "ligne" de données est généralement acquise après l'application d'une excitation en présence de gradients constants, ce qui rend l'acquisition longue. Un temps TR (Temps de Répétition) doit en effet être l'aisé libre avant la prochaine excitation afin de laisser le système de spins revenir à son état d'équilibre ou à un état de pseudo-équilibre (séquences de type Steady State). Une séquence d'imagerie est donc constituée d'une succession d'impulsions RF, espacées de TR en ms, permettant chacune de générer un écho recueilli après TE (Figure I.16 a) [5].

I.4.2. Mode d'acquisition spirale :

Il 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 (figure I.16 b). 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. 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 [8].

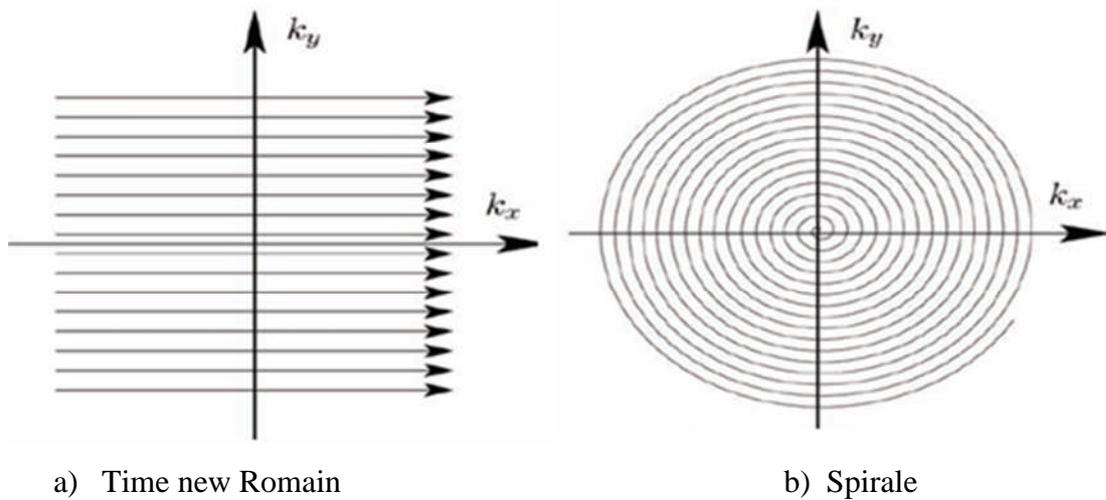


Figure I.16: Différentes trajectoires couramment utilisées pour parcourir l'espace k

L'acquisition la plus rapide 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 (vue dans le prochain chapitre) qui par rapport à l'IRM classique, diminue le temps d'acquisition en augmentant le nombre de pas de codage.

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 et nous avons pu comprendre que c'est un examen totalement sans danger, puisqu'il n'émet aucune radiation. Les images IRM étant très fiables aux yeux des médecins, certains spécialistes cherchent toujours à améliorer et à mieux comprendre cette technique d'imagerie. Pour cela, le prochain chapitre sera consacré sur un type particulier d'IRM à savoir l'IRM parallèle qui est basé sur le même principe que l'IRM classique mais utilise plusieurs antennes.

Chapitre II

Etat de l'art des méthodes de reconstruction en imagerie parallèle

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 durée constante d'examen. A travers ce chapitre, nous allons détailler le principe de cette technique ; nous parlerons de quelques techniques de reconstructions à savoir la méthode SMASH, GRAPPA et SPIRiT. Ces méthodes utilisent le domaine fréquentiel ; il s'agit des méthodes de reconstruction d'autocalibration bobine par bobine.

II.2. Principe de l'IRMp :

Le principe de l'IRM parallèle est identique à celui de l'IRM classique expliqué dans le chapitre précédent. Mais du point de vue technique, l'IRM parallèle consiste à faire l'acquisition de l'objet à imager en utilisant N_c antennes (voir Figure II.1.a) au lieu d'une seule [11]. 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 [12]. L'utilisation la plus courante de l'imagerie parallèle consiste à reconstruire une image à partir des images brutes des antennes (voir Figure II.1.b). 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, la réduction du nombre de lignes de l'espace k dans la direction de l'encodage de phase a été présenté par Kelton en 1989 et par Ra en 1991. Kelton a utilisé 2 bobines réceptrices, la distance d'échantillonnage a été réduite d'un facteur $\frac{1}{2}$ (voir Figure II.2), Ra a modifié cette méthode en utilisant plusieurs bobines réceptrices [13].

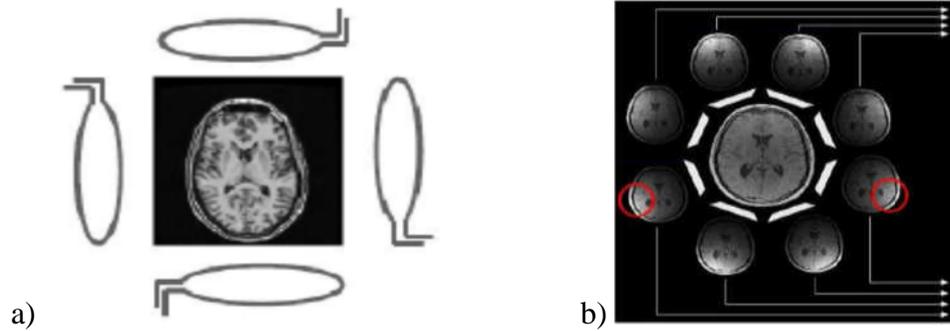


Figure II.1 : Objet à imagé par N_c antennes en réseau phasé donnant lieu à N_c images :
a) quatre antennes et b) 8 antennes

II.2.1. Antennes en réseau phasé :

L'idée d'utiliser des antennes en réseau phasé pour l'IRM remonte aux débuts des années 80, bien que les applications pratiques de l'imagerie parallèle soient bien plus récentes. Les premiers travaux ont principalement porté sur la conception de réseau d'antennes avec un couplage réduit entre les éléments (Hyde et al, 1987, Schenck et al, 1985). Ces antennes ont rapidement été utilisées pour l'imagerie à champ de vue étendu (Hayes et al, 1991, Roemer et al, 1990) et pour l'imagerie rapide (Carlson et Minemura, 1993, Hutchinson et Raft, 1988, Kwiatet al, 1991, Ra et Rim, 1993). Cependant, ce n'est qu'à la fin des années 90 que les travaux de Sodickson et Manning (1997) et Pruessmann et al. (1999) ont démontré le plein potentiel de l'imagerie parallèle accélérée [5]. Une antenne de petit diamètre permet d'obtenir un meilleur signal avec un rapport signal sur bruit plus élevé qu'une antenne de grand diamètre. 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. Employée de cette manière, l'acquisition avec une antenne constituée de plusieurs éléments en réseau phasé permet d'augmenter le rapport signal sur bruit de l'image. Chaque élément d'antenne a un volume de réception limité, avec des sensibilités variables en fonction de la distance par rapport à l'élément d'antenne. Le signal recueilli par chaque élément d'antenne comporte donc une information spatiale (position de l'antenne, volume de réception, sensibilité dans le volume) qui peut être utilisée pour reconstruire l'image, en complément du codage spatial induit par les gradients [14].

II.2.2. L'acquisition et le sous-échantillonnage de l'espace k des antennes :

L'IRM classique consiste à faire l'acquisition de l'objet à imager en utilisant une seule antenne; le récepteur permet l'acquisition des données de l'espace de Fourier complet (voir Figure II.2.a). Les récepteurs multicanaux utilisés en IRMp permettent l'acquisition simultanée des données de l'espace k en parallèle. Les données acquises dépendent au sous-échantillonnage du codage du gradient (direction du codage de la phase) en dessous de la borne de Nyquist. La Figure (II.2.b) correspond à un espace de Fourier sous-échantillonné d'un facteur de réduction R égal à 2 ; on n'acquiert donc qu'une ligne sur deux. Les lignes acquises de l'espace de Fourier sont en traits pleins et les lignes non-acquises sont en pointillés.

Suite à une transformation de Fourier inverse des artefacts de repliement sont introduits dans le domaine spatial ; le champ de vue est réduit d'un facteur 1/2. Bien entendu, nous avons la possibilité d'effectuer la reconstruction dans l'espace de Fourier.

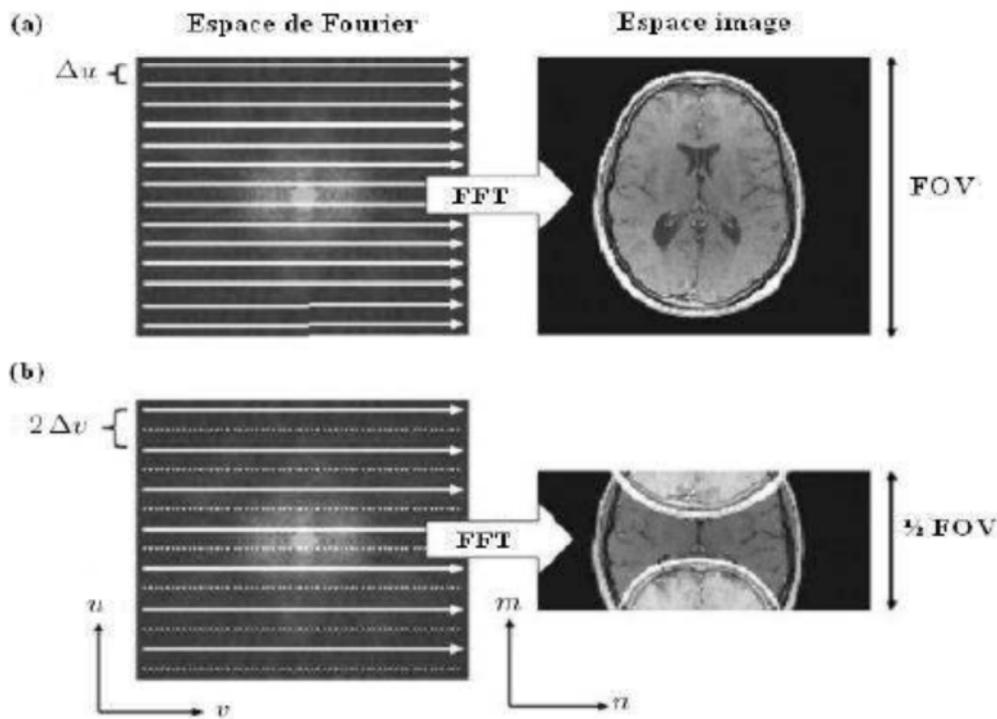


Figure II.2 : (a) Acquisition conventionnelle de l'espace de Fourier et (b) acquisition sous échantillonnée d'un facteur de réduction $R = 2$

II.3. Reconstruction d'images IRM parallèle :

Après l'acquisition simultanée par N_c canaux, on dispose de N_c images dont le domaine de Fourier est sous-échantillonné d'un facteur de réduction R , ce qui correspond à un champ de

vue réduit (FOV/R). Il est possible de récupérer les lignes manquantes (non acquise) dans l'espace k , avant la reconstruction de l'image, au lieu d'effectuer l'interpolation des données manquantes dans le domaine de l'image. La méthode SMASH (Simultaneous Acquisition of Spatial Harmonics) est fondée sur cette considération; elle est introduite par Sodickson et Manning en 1997. Selon la théorie de Fourier, la sensibilité composite des profils C_m^{comp} avec les variations spatiales sinusoidales d'ordre m sont nécessaires pour imiter les étapes omises de codage de phase. Ces profils sont générés par une combinaison linéaire des sensibilités de bobine estimés $C_k(y, x)$ [15]:

$$C_m^{\text{comp}}(y, x) = \sum_{k=1}^{N_c} w_k^{(m)} \cdot C_k(y, x) \cong e^{im\Delta k_y y} \quad (\text{II.1})$$

Avec : $\Delta k_y = \frac{2\pi}{\text{FOV}}$

Les poids d'interpolation $w_k^{(m)}$ peuvent être calculés par un ajustement des moindres carrés. Cet ensemble des poids est finalement utilisée pour dériver composite décalé d'espace k , $S^{\text{comp}}(k_y + m\Delta k_y)$ à partir des signaux de bobine mesurées simultanément $S_k(k_y)$:

$$S^{\text{comp}}(k_y + m\Delta k_y) = \sum_{k=1}^{N_c} w_k^{(m)} \cdot S_k(k_y) \quad (\text{II.2})$$

Les sensibilités de la bobine peuvent également être obtenues par l'autocalibration comme cela est fait dans AUTO-SMASH qui est une dérivée de la méthode SMASH. La méthode AUTO-SMASH est une technique d'auto-calibration; elle ne requiert aucune acquisition préliminaire pour l'estimation de la sensibilité des canaux de réception. Cette méthode nécessite l'acquisition d'un nombre supplémentaire de lignes de codage de phase au centre de l'espace k . Ces signaux sont appelés signaux d'auto-calibrations (ACS). En outre, les lignes acquises R-1 d'autocalibration S_k^{ACS} dans le centre de l'espace k sont utilisées pour calculer les coefficients de reconstruction :

$$S^{\text{comp}}(k_y + m\Delta k_y) = \sum_{k=1}^{N_c} S_k^{\text{ACS}}(k_y + m\Delta k_y) \cdot S_k(k_y) = \sum_{k=1}^{N_c} w_k^{(m)} \cdot S_k(k_y) \quad (\text{II.3})$$

Il est possible d'obtenir plusieurs signaux acquis d'autocalibration au centre de l'espace k qui permet d'effectuer une régression améliorée. Les signaux ACS sont inclus dans la

reconstruction finale de l'image, ce qui permet une réduction plus efficace des artefacts de repliement résiduels. En général, ces améliorations sont obtenues au détriment de la rapidité d'acquisition. Ceci est fait en Variable-Density AUTO-SMASH (VD-AUTO SMASH) qui est similaire à la méthode AUTO-SMASH. Une généralisation de l'implémentation proposée dans la méthode VD-AUTO-SMASH est représentée dans GRAPPA.

II.3.1. Reconstruction GRAPPA :

Le concept de GRAPPA (GeneRalized Autocalibrating Partially Parallel Acquisitions) a été introduit par Griswold en 2002 comme une vue plus générale de VD-AUTO-SMASH et donne une meilleure qualité globale de l'image due à l'amélioration de la suppression de l'artefact. La différence la plus importante est la manière dont les lignes manquantes de l'espace k sont reconstruites [16]. La méthode GRAPPA ne requiert aucune combinaison entre les signaux d'autocalibration ACS acquis à l'aide des différents canaux de réception.

II.3.1.1. Reconstruction d'espace k :

La reconstruction d'un seul élément d'espace k manquant dans une bobine est basée sur plusieurs blocs de données de l'espace k de tous les canaux. Comme montre la figure II.3, un bloc est défini comme un élément acquis suivie par (R-1) entrées manquantes dans la même colonne de l'image reconstruire, c-à-d avec même coordonné RO. La reconstruction d'une entrée dans la ligne $k_y + m\Delta k_y$ et colonne x de la bobine cible j peut être représenté comme suit :

$$S_j(k_y + m\Delta k_y, x) = \sum_{k=1}^{N_c} \sum_{b=0}^{N_b-1} w_{j,b,k,x}^{(m)} S_k(k_y + bR\Delta k_y, x) \quad (\text{II.4})$$

Avec : R le facteur d'accélération, N_b le nombre de blocs prédéfini utilisé pour la reconstruction, N_c : Le nombre total des bobines, w : les coefficients de remplissage et S les signaux mesurés simultanément. Habituellement, le masque du filtre entoure "symétriquement" les éléments omis pour être récupérer. En d'autres termes, le choix de m \in N est limitée à :

$$\underbrace{\left(\left\lfloor \frac{N_b}{2} \right\rfloor - 1 \right)}_{\Delta_{ACS}} R < m < \left\lfloor \frac{N_b}{2} \right\rfloor R \quad (\text{II.5})$$

L'utilisation de plus d'un bloc pour la reconstruction ($N_b > 1$) permet d'incorporer plus d'informations dans chaque ligne reconstruite, ce qui améliore sensiblement le remplissage. Théoriquement, il est même possible de faire usage de tous les blocs acquis. Pratiquement,

seulement quelques blocs (généralement de quatre à huit) à proximité des lignes manquantes correspondantes sont utilisés afin de réduire les calculs, mais ceci conduit à des résultats plus raisonnables.

Puisque le schéma de reconstruction est symétrique, il est possible d'utiliser une technique de bloc glissant. Dans ce cas, chaque élément d'espace k perdu est reconstruit en basant sur différentes configurations entourant la ligne de référence. Chaque configuration produit des résultats préliminaires. La combinaison des poids de ces estimations génère la valeur finale de l'entrée perdue.

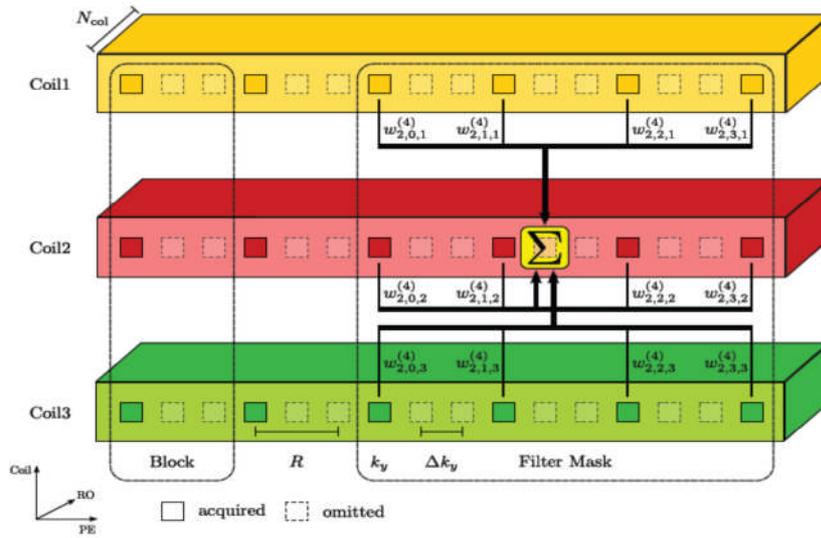


Figure II.3 : Schéma de reconstruction GRAPPA

II.3.1.2. Autocalibration :

L'étape d'auto-calibration utilise la technique des moindres carrés pour calculer les coefficients de remplissage nécessaires à la reconstruction GRAPPA. Le centre de l'espace k est échantillonné au taux de Nyquist, alors que le taux d'échantillonnage d'espace k est réduit par le facteur d'accélération R. Les lignes ACS acquises dans la région centrale sont utilisées pour estimer les poids bobines contenant les informations de la sensibilité des bobines. L'estimation des coefficients de reconstruction suit le même schéma qui est utilisé pour la reconstruction GRAPPA selon l'équation II.4. La seule différence est que les entrées ACS sont connues et les poids w sont inconnus:

$$S_j^{\text{acs}} = (k_y + m\Delta k_y, x) = \sum_{k=1}^{N_c} \sum_{b=0}^{N_b-1} w_{j,b,k,x}^{(m)} S_k^{\text{ACS}}(k_y + bR\Delta k_y, x) \quad (\text{II.6})$$

L'algorithme d'auto-calibration glisse le masque filtre représenté dans la figure II.3 sur toutes les lignes de l'ACS le long de la direction-PE .Compte tenu du nombre total N_F^{acs} de lignes de référence acquises, il existe :

$$N_b^{acs} = N_F^{acs} - (N_b - 1)R \quad (II.7)$$

Les positions de masque filtre sont différentes à l'intérieur des données ACS. Le processus de remplissage décrit dans l'équation II.5 est répété pour chaque bobine et pour tous les masques filtres N_b^{acs} pour introduire autant d'informations que possible dans le calcul des poids de reconstruction.

L'équation II.7 peut s'écrire sous forme matricielle :

$$\underbrace{[B(k_{y0}+i\Delta k_y)]_{0 \leq i < N_b^{ACS}}}_B = w \cdot \underbrace{[A(k_{y0}+i\Delta k_y)]_{0 \leq i < N_b^{ACS}}}_A \quad (II.8)$$

Où : k_{y0} est la position du premier bloc ACS

$$A_{k_y} = \begin{pmatrix} [S_1(k_y + bR\Delta k_y)]_{0 \leq b < N_b} \\ [S_{N_c}(k_y + bR\Delta k_y)]_{0 \leq b < N_b} \end{pmatrix} \in \mathbb{C}^{[N_b \cdot N_c] \times 1}$$

$$B_{k_y} = \begin{pmatrix} [S_1(k_y + (\Delta_{ACS} + i)\Delta k_y)]_{1 \leq i < R} \\ [S_{N_c}(k_y + (\Delta_{ACS} + i)\Delta k_y)]_{1 \leq i < R} \end{pmatrix} \in \mathbb{C}^{[(R-1) \cdot N_c] \times 1}$$

$$w = \begin{pmatrix} [w_{1,b,1}^{(m)}]_{1 \leq m < R} \dots [w_{1,b,N_c}^{(m)}]_{1 \leq m < R} \\ [w_{N_c,b,1}^{(m)}]_{1 \leq m < R} \dots [w_{N_c,b,N_c}^{(m)}]_{1 \leq m < R} \end{pmatrix} \in \mathbb{C}^{[(R-1) \cdot N_c] \times [N_b \cdot N_c]}$$

$$[w_{j,b,k}^{(m)}]_{1 \leq m < R} := \begin{pmatrix} w_{j,0,k}^{(1)} \dots w_{j,(N_b-1),k}^{(1)} \\ w_{j,0,k}^{(R-1)} \dots w_{j,(N_b-1),k}^{(R-1)} \end{pmatrix}$$

Inutile de dire que les lignes ACS qui ont été utilisés pour la phase d'auto-calibration peuvent être directement intégrées dans l'image reconstruite d'espace k, pour améliorer encore la qualité de l'image, le calcul des poids intégré dans l'équation II.2 permet le remplissage des lignes manquantes (Figure II.4). La TF inverse reconstruite l'image bobine.

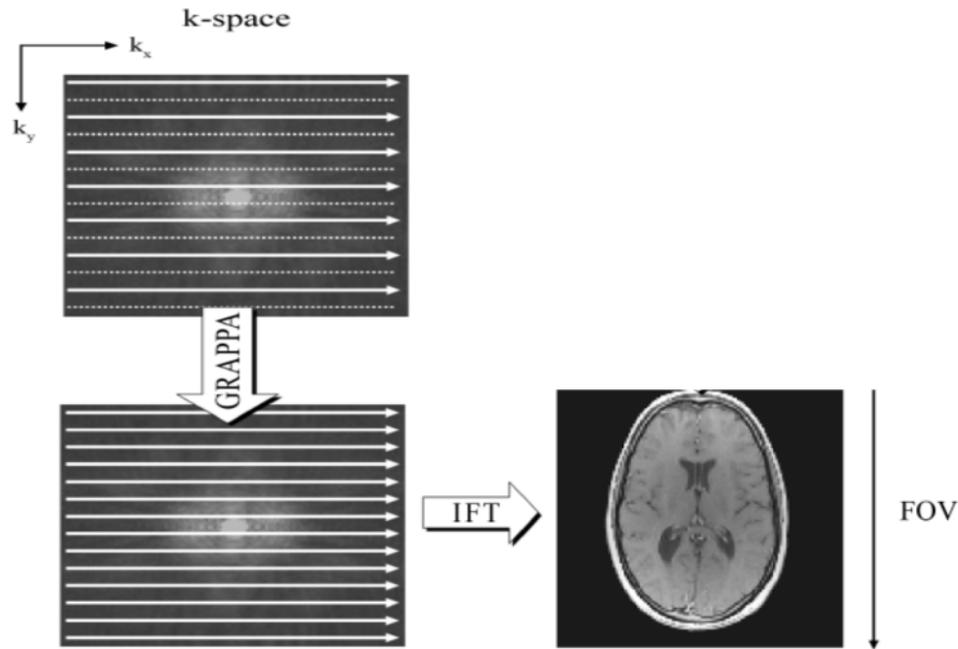


Figure II.4 : la reconstruction de l'image dans l'espace k par la méthode GRAPPA

II.3.2. Reconstruction GRAPPA avec une région de calibration :

La reconstruction GRAPPA peut être considérée comme un problème d'interpolation de différente translation dans l'espace k. C'est une méthode d'autocalibration reconstruite bobine par bobine.

Dans l'algorithme GRAPPA, une valeur non acquise (représenté en rouge dans la figure II.5) dans l'espace k de la $i^{\text{ième}}$ bobine, à la position r , $x_i(r)$, est synthétisé par une combinaison linéaire des données d'espaces k voisines acquises de toutes les bobines (représenté en gris dans la figure II.5). La valeur de $x_i(r)$ est donné par:

$$x_i(r) = \sum_j g_{rji}^* (\widetilde{R}_r x_j) \quad (\text{II.9})$$

Avec :

g_{rji} : est un ensemble de vecteur de poids obtenus par calibration avec un mode d'échantillonnage particulier autour de la position r . Et g_{rji}^* son conjugué

La grille complète d'espace k est reconstruite en résolvant l'équation II.8, pour chaque espace k non acquis dans toutes les bobines et toutes les positions.

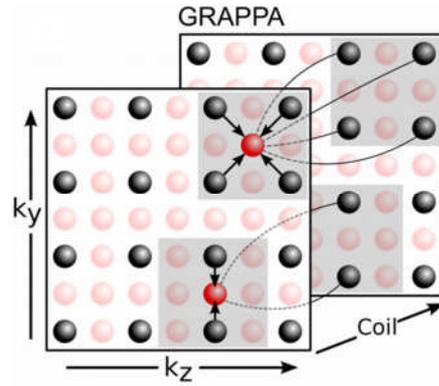


Figure II.5 : Combinaison linéaire des données d'espaces k voisines acquises de toutes les bobines

La résolution de l'équation II.9 pour chaque position de l'espace k non acquise, permet de reconstruire une grille complète de l'espace k dans toutes les bobines.

Les poids de la combinaison linéaire (ou la calibration kernel utilisé dans l'équation II.9) sont obtenues par calibration à partir d'une région d'espace k acquise entièrement au centre de ce dernier (voir figure II.6). La calibration trouve l'ensemble de poids qui est le plus consistant avec les données de calibration dans le sens des moindres carrés.

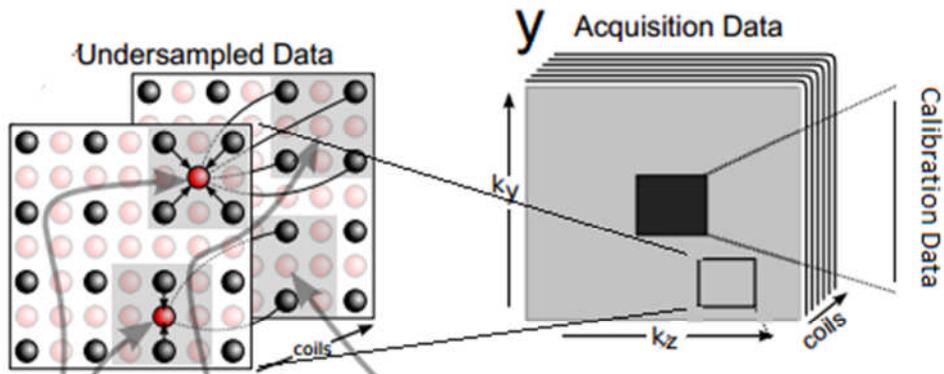


Figure II.6 : Reconstruction de la nouvelle GRAPPA avec une région de calibration

En d'autres termes, la calibration permet la recherche d'un ensemble de poids de sorte que si l'on essaie de synthétiser chaque points de calibration à partir de ses voisins, le résultat devrait être aussi proche des véritables points de calibration. Plus formellement, la calibration est décrite par l'équation suivante:

$$\operatorname{argmin}_{\mathbf{g}_{ri}} \sum_{\rho \in \text{Calib}} \left\| \sum_j \mathbf{g}_{rji}^* (\widetilde{\mathbf{R}}_{\rho} \mathbf{x}_j) - \mathbf{x}_i(\rho) \right\|^2 \quad (\text{II.10})$$

L'équation II.9 peut être écrite sous forme matricielle comme suit :

$$\operatorname{argmin}_{g_{ri}} \| \widetilde{X} g_{ri} - x_i \|^2 \quad (\text{II.11})$$

Dans laquelle, les entrees de \widetilde{X} sont tous des vecteurs $\widetilde{R}_r x_i$ dans la surface de calibration de l'espace k qui sont réordonné à l'intérieur de la matrice. Cette équation est souvent résolue comme une régularisation Tikhonov par les moindres carrés qui a une solution analytique:

$$g_{ri} = (\widetilde{X}^* \widetilde{X} + \beta I)^{-1} \widetilde{X}^* x_i \quad (\text{II.12})$$

On suppose que si la cohérence de calibration est tenue dans la surface de calibration, elle l'est aussi dans les autres parties de l'espace k. Par conséquent l'équation II.9 peut être utilisée pour la reconstruction. D'après le papier original de GRAPPA, le mode du sous-échantillonnage est telle que l'échantillonnage de l'espace k [17] dans les voisins des points manquants est le même pour tous les points (accélération selon l'encodage de phase). Par conséquent, un seul ensemble de poids est suffisant pour la reconstruction et la calibration peut être effectuée qu'une seule fois. Cependant, dans l'accélération 2 dimensions, le modèle d'échantillonnage autour de chaque point manquant peut être très différent. Différents ensembles de poids doivent être obtenus pour chaque motif d'échantillonnage. La Figure II.6 représente une reconstruction GRAPPA 2D. Elle nécessite deux équations pour résoudre deux points de données perdus. Chacun de ces équations utilise un ensemble de poids de calibration différent. La taille des voisins dans cet exemple suppose un carré de trois pixels de l'espace k.

II.3.3. Reconstruction SPIRiT :

En s'inspirant de la reconstruction GRAPPA, nous prenons une approche légèrement différente qui a des propriétés similaires à GRAPPA, mais plus générale et elle utilise les données de manière plus efficace. La méthode SPIRiT estime une combinaison linéaire entre les signaux ACS acquis et enforce cette correspondance pour synthétiser les valeurs des données dans les positions des lignes manquantes. L'objectif ici, est de décrire la reconstruction comme un problème inverse régi par deux contraintes de cohérence des données. La clé de cette approche est de séparer les contraintes de cohérences en: cohérences avec calibration, et cohérences avec l'acquisition de données. Nous formulons ces contraintes comme des ensembles d'équations linéaires [17].

II.3.3.1. Cohérence avec calibration :

GRAPPA traditionnelle impose la cohérence de calibration seulement entre les points synthétisés et les points acquis dans leurs voisins associés. L'approche SPIRiT vise à élargir la notion de cohérence par l'application de la cohérence entre chaque point de la grille, $x_i(r)$, et l'ensemble de ses voisins à travers toutes les bobines (par exemple, $R_r x_j$). Il est important de souligner que la notion, de l'ensemble de ses voisins, comprend tous les points de l'espace k près de $x_i(r)$ dans toutes les bobines si elles ont été acquises ou non. L'équation de cohérence pour toutes les positions de l'espace k est donné par :

$$x_i(r) = \sum_j g_{ji}^* (R_r x_j) \tag{II.13}$$

Où : g_{ji} sont les poids de GRAPPA, ils représentent un kernel complet indépendant du mode d'échantillonnage de l'espace k et il est le même pour tous les positions de l'espace k . Le système d'équations peut s'écrire simplement sous la forme :

$$x = Gx \tag{II.14}$$

Où x l'ensemble des données de la grille de l'espace k pour toutes les bobines et G la matrice contenant les g_{ji} dans les positions appropriés. En effet, la matrice G est une série d'opérateurs de convolution qui convolu l'ensemble d'espace k avec les calibrations kernel appropriées.

$$x_i = \sum_j g_{ij} \otimes x_j \tag{II.15}$$

Appliquant l'opérateur G sur x c'est l'opération qui permet de synthétiser chaque point à partir de ces voisins.

II.3.3.2. Cohérence avec l'acquisition de données :

Cette contrainte peut être exprimée comme un ensemble d'équations linéaires sous forme matricielle donnée par :

$$y = Dx \tag{II.16}$$

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 acquise.

x : les données acquises

Cette formulation est très générale dans le sens où x sont toujours les données de l'espace k cartésien, cependant y peuvent être les 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. Dans l'échantillonnage non-cartésien, l'opérateur D représente une matrice d'interpolation. Il interpole les données d'une grille d'espace k cartésien sur les positions d'espace k non cartésiennes dans lequel les données ont été acquises.

II.3.3.3. Formulation des contraintes d'optimisation :

Les équations II.14 et II.16 décrivent les contraintes de cohérences de calibration et d'acquisition comme un ensemble d'équations linéaires permettant la reconstruction. Cependant, due aux bruits et aux erreurs de calibration, ces équations peuvent être résolue qu'approximativement.

Lustig et al [17] ont proposé une solution au problème d'optimisation à la reconstruction donné par :

$$\begin{aligned} & \text{minimise} \|(G - I)x\|^2 \\ & \|Dx - y\|^2 \leq \epsilon \end{aligned} \quad (\text{II.17})$$

L'équation III.16 peut être reformulée sous la forme Lagrangian sans contrainte,

$$\underset{x}{\text{argmin}} \|Dx - y\|^2 + \lambda(\epsilon) \|(G - I)x\|^2 \quad (\text{II.18})$$

Le paramètre ϵ est introduit comme un moyen de contrôler la cohérence et λ peut être choisi. En général, l'optimisation dans les équations II.17 et II.18 peuvent souvent être résolus efficacement par des méthodes itératives de descente tels que steep est descent ou l'algorithme de gradient conjugué qui est beaucoup plus efficace, ils sont basé sur un calcul rapide du gradient de la fonction :

$$\nabla_x (\|Dx - y\|^2 + \lambda \|(G - I)x\|^2) = 2D^*(Dx - y) + \lambda 2(G - I)^*(G - I)x \quad (\text{II.19})$$

L'opération G et D et leur conjugués G^* et D^* peuvent être calculées très rapidement et l'algorithme itérative steep est descent avec un pas μ serait calculer à chaque itération comme suit:

$$x_{n+1} = x_n - \mu[D^*(D - y) + \lambda(G - I)^*(G - I)x] \quad (\text{II.20})$$

En théorie, l'équation III.17 est la solution pour le cas non cartésien. Cependant, le succès pratique de la reconstruction dépend de la façon dont les opérateurs G et D se rapprochent des données réelles, et à quelle vitesse ils peuvent être calculés dans la pratique. La principale difficulté pour la reconstruction est le schéma d'interpolation précis et efficace dans l'espace k qui est présenté par deux approches : Le premier fonctionne entièrement dans l'espace k et l'autre dans le domaine de l'image.

Conclusion :

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés aux principes de l'IRMp. Nous avons passé en revue les principales méthodes de reconstruction dans le domaine fréquentiels GRAPPA et SPIRiT adoptées pour améliorer la qualité d'image et réduire le temps d'acquisition. Le prochain chapitre sera basé sur l'application de l'algorithme de reconstruction GRAPPA et l'étude de ces paramètres de performances.

Chapitre III

Reconstruction des images par la méthode GRAPPA

Chapitre III : Reconstruction des images par la méthode GRAPPA

Introduction :

A travers ce chapitre, nous allons détailler le fonctionnement de l'algorithme GRAPPA, nous allons détailler les étapes par lesquelles nous sommes passés pour effectuer une reconstruction GRAPPA. Nous définirons aussi les paramètres de performance permettant d'étudier les données fournies par cette méthode de reconstruction.

III.2. Reconstruction GRAPPA :

L'algorithme présenté dans la figure III.1 illustre la mise en œuvre de notre approche. L'objectif est de reconstruire des images de résonance magnétique en imagerie parallèle. Pour faire ceci, des données d'entrées (Images), un facteur d'accélération et un nombre de bobines sont nécessaires. Des lignes d'autocalibration 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, Le NMSE et le MSSIM.

Chapitre III : Reconstruction des images par la méthode GRAPPA

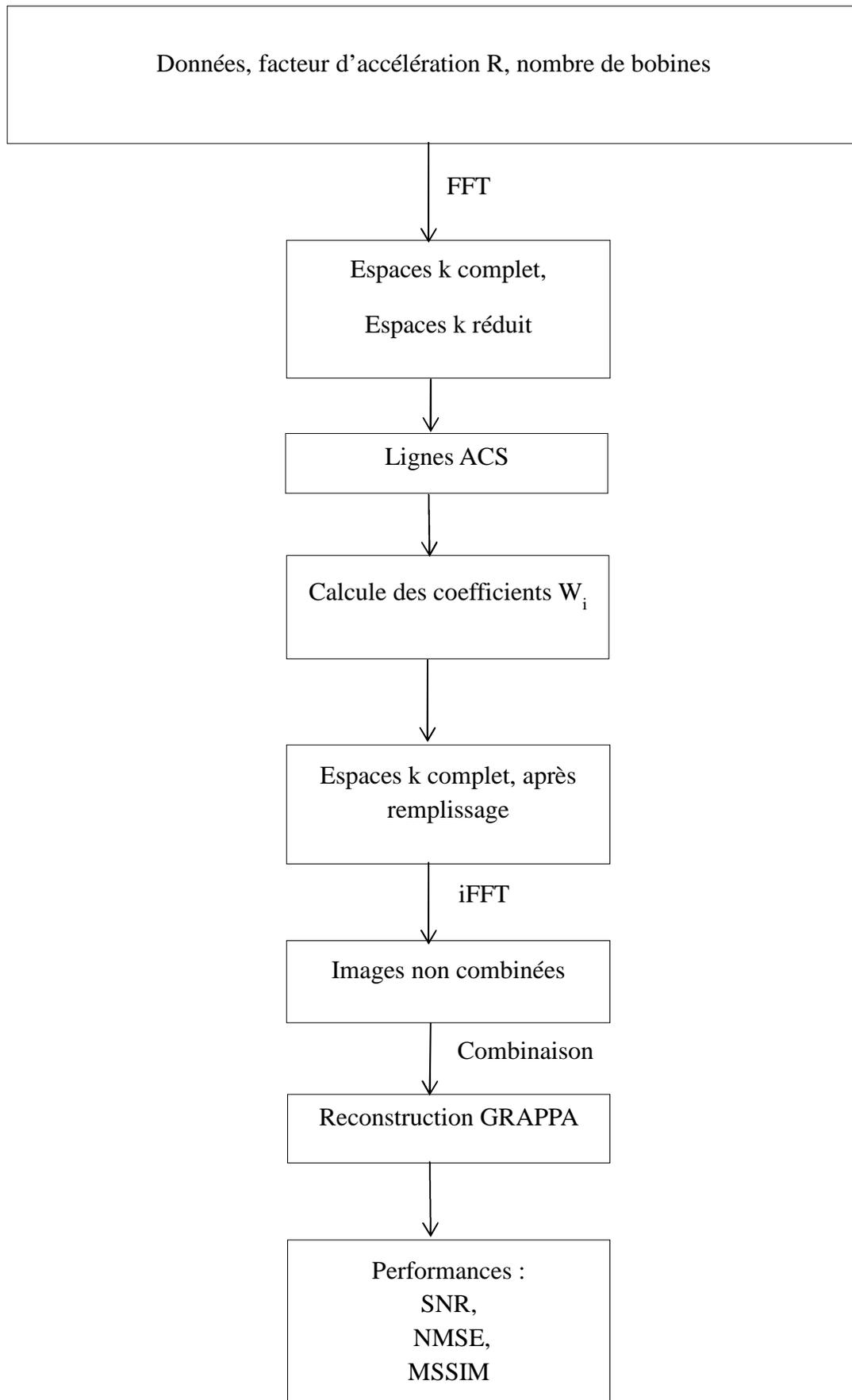


Figure III.1 : Organigramme de la méthode de reconstruction GRAPPA

III.2.1. Paramètres de performances :

L'évaluation des paramètres de performance est un aspect important de l'imagerie parallèle qui propose plusieurs critères; parmi ces critères, nous nous sommes appuyés sur trois paramètres : le rapport signal sur bruit (SNR), Normalized mean squared error (NMSE) et Mean structural similarity index (MSSIM). Dans les applications pratiques, ils sont largement utilisés par les ingénieurs en raison de la commodité.

III.2.1.1. Rapport signal sur bruit :

Le bruit est généralement défini par le Rapport Signal sur Bruit (RSB) aussi appelé en anglais Signal to Noise Ratio (SNR). Le RSB permet d'évaluer l'influence du signal par rapport au bruit dans l'image et 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 RSB des pixels [12].

Dans cette partie de notre travail, nous nous intéresserons à la première méthode afin de mesurer le RSB d'une région particulière. L'équation correspondante est :

$$\text{SNR} = 20 \log_{10} \frac{\text{Mean of ROS}}{\text{Standard Deviation of RON}} \text{ (dB)} \quad (\text{III.1})$$

Le RSB dans l'image dépend alors de la moyenne des niveaux de gris des pixels d'une région contenant du signal notée ROS (Region of Signal) et de l'écart type des niveaux de gris des pixels d'une région supposée ne contenir que du bruit notée RON (Region of Noise). Cette dernière région peut-être le fond de l'image (zone d'air).

III.2.1.2. Normalized mean squared error:

L'erreur quadratique moyenne normalisée (Normalized Mean Square Error), quantifie la différence point à point entre deux images X, X' . Elle est définie 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 [18]. Soit

$$\text{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - X'_i)^2 \quad (\text{III.2})$$

Et NMSE « Normalized MSE »:

$$\text{NMSE}(X, X') = \frac{\text{MSE}(X, X')}{d(X)} \quad (\text{III.3})$$

Où :

X : Image originale (référence)

X' : Image reconstruite

$d(X) = X_{\max} - X_{\min}$ représente la dynamique de l'image de référence, avec X_{\max} et X_{\min} les valeurs maximal et minimal respectivement.

III.2.1.3. Mean structural similarity index:

Soit $x = \{x_i | i=1,2,\dots, N\}$ et $y = \{y_i | i=1,2,\dots, N\}$ deux signaux discrets non-négatifs (par exemple, deux d'image extraites de la même position spatiale à partir de deux images comparés, respectivement). La luminance est donnée comme suit :

$$I(x, y) = \frac{2\mu_x\mu_y + C1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + C1} \quad (\text{III.4})$$

Avec : μ_x la moyenne des x , σ_x la variance de x et $C1$ une constantes données par :

$$C1 = (K1l)^2 \quad (\text{III.5})$$

μ_x et σ_x peuvent être considérés comme des estimations de la luminance et le contraste de x , le contraste est donné comme suit :

$$C(x, y) = \frac{(2\sigma_x\sigma_y + C2)}{(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C2)} \quad (\text{III.6})$$

Avec : $C2 = (K2l)^2$ l'intervalle dynamique des valeurs de l'image et $K1 \ll 1$ et $K2 \ll 1$ sont deux constantes scalaires. Soit σ_{xy} la covariance de x et y ; σ_{xy} peut être considéré comme des estimations de la mesure, donc une indication de la similarité structurale. La mesure des structures de comparaison est donnée par :

$$S(x, y) = \frac{\sigma_{xy} + C3}{\sigma_x\sigma_y + C3} \quad (\text{III.7})$$

Avec : la constante $C3 = \frac{C2}{2}$

La forme générale de l'indice de similarité structurelle (SSIM) entre le signal x et y est définie comme:

$$\text{SSIM}(x, y) = [I(x, y)]^\alpha * [C(x, y)]^\beta * [S(x, y)]^\gamma \quad (\text{III.8})$$

Avec : α , β et γ sont des paramètres qui permettent de définir l'importance relative de ces trois composants. Choissant $\alpha = \beta = \gamma = 1$, l'indice SSIM résultant est donné par [19] :

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C1)(2\sigma_{xy} + C2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C2)} \quad (III.9)$$

Il satisfait les conditions suivantes:

- 1) Symétrie: $SSIM(x,y)=SSIM(y,x)$
- 2) borné: $SSIM(x,y)\leq 1$
- 3) maximum unique: $SSIM(x,y)=1$ si et seulement si $x=y$

Dans la pratique, on exige généralement une mesure de qualité globale unique de la totalité de l'image. Nous utilisons ainsi une moyenne de SSIM (MSSIM), c'est un indice pour évaluer la qualité globale de l'image.

$$MSSIM(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^M SSIM(x, y) \quad (III.10)$$

Avec : x, y sont les images de référence et reconstruite, respectivement; et M est le nombre de fenêtres locales de l'image [20].

III.3. Environnement du travail :

MATLAB est l'abréviation de *Matrix LABORatory*, c'est un environnement puissant, complet et facile à utiliser destiné au calcul scientifique. Il apporte aux ingénieurs, 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.

III.4. Analyse à mener:

Il est important de décrire les données test et réelle fournies sur lesquelles nous avons appliqué notre algorithme de reconstruction GRAPPA. Ces données reconstruites ont été implémentée sous Matlab R2009a, et exécuté sur PC (Acer : Core™i3, 2.4GHz, 4GB).

L'image IRM a été utilisée comme une image test, qui a été réalisé parmi 27 coupes disponibles dans le fichier de toolbox image processing par la fonction load mri.

L'image réelle a été 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). L'image pondéré en T1, a été acquises 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 ×

Chapitre III : Reconstruction des images par la méthode GRAPPA

20 cm × 20 cm avec une taille de matrice de 200 × 200 × 200 pour une résolution isotrope 1 mm³.

Notre objectif dans ce chapitre est de reconstruire les images de résonance magnétique en imagerie parallèle par l'algorithme GRAPPA tout en analysant leurs qualités en appliquant les paramètres de performance.

III.4.1. Expérience sur une image IRM :

Dans cette expérience, nous avons testés notre algorithme sur une image IRM avec un réseau de bobines 8 canaux. Un nombre de blocs égal à quatre et un facteur d'accélération égal à 2 ont été choisis dans cette application.

La figure III.2 représente les huit images d'espace k complet après transformé de Fourier des images obtenues des 8 canaux de réceptions.

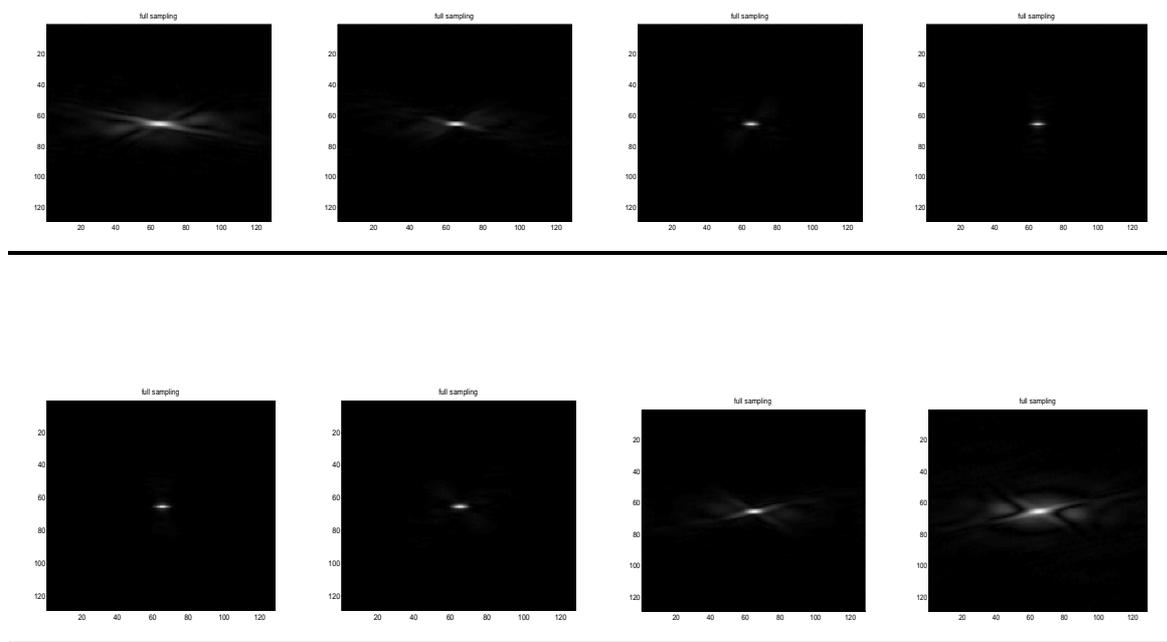


Figure III.2 : L'espace k complet de signal reçu par chaque bobine après la TF (champs de vue complet)

Un sous échantillonnage est appliqué sur l'ensemble d'espaces k selon la direction de l'encodage de phase avec un facteur d'accélération égal à 2 pour obtenir des espace k réduits d'un facteur 1/2 (voir figure III.3). Huit lignes supplémentaires sont acquises au centre de chaque espace k sous échantillonnées, ces lignes servent à l'autocalibration des bobines, elles sont appelées lignes ACS (Autocalibrating signal).

Chapitre III : Reconstruction des images par la méthode GRAPPA

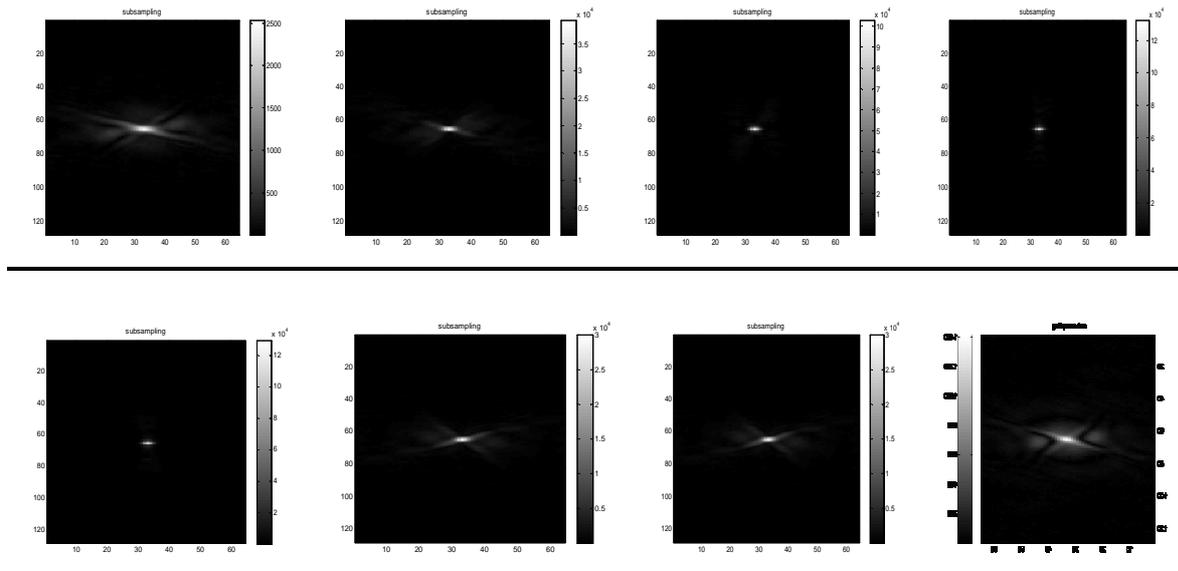


Figure III.3 : Espace k réduit des huit bobines avant remplissage

La figure III.4 représente les huit images d'espace k complet après remplissage des lignes de codage de phase manquantes. Elles sont effectuée en utilisant une correspondance entre les signaux ACS et les lignes acquises.

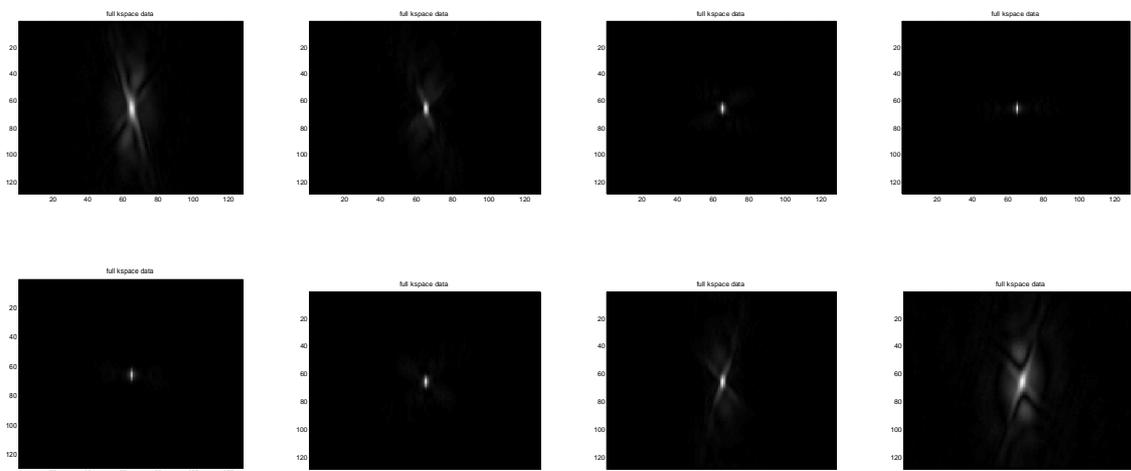


Figure III.4: Espace k complet des huit bobines après remplissage

Une transformé de Fourier inverse des espaces k après remplissage permettra l'acquisition des 8 images non combiné, vue dans la figure III.5.

Chapitre III : Reconstruction des images par la méthode GRAPPA

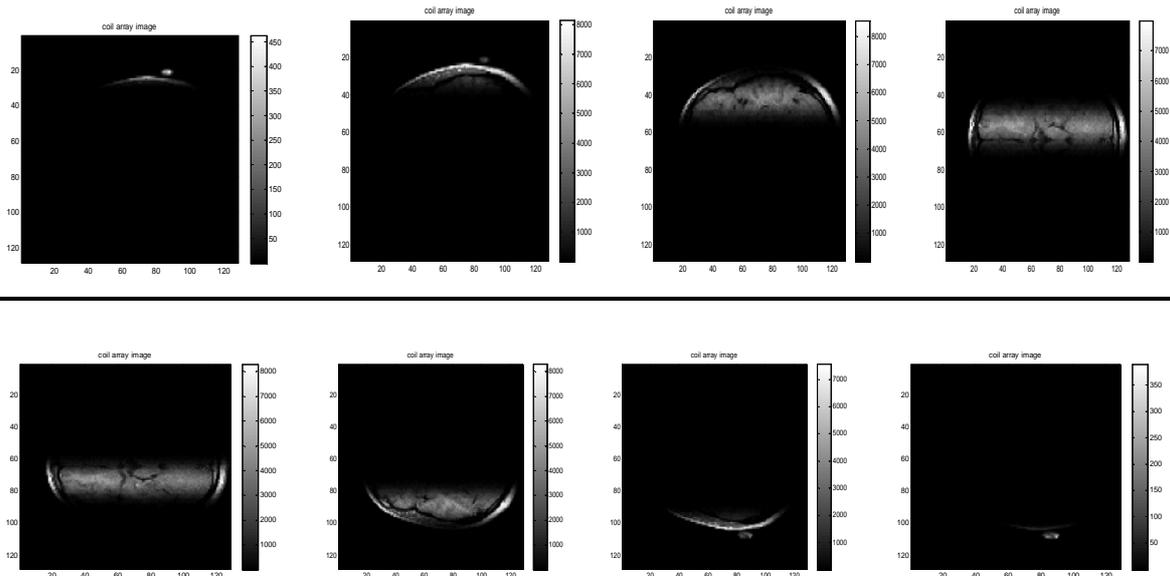


Figure III.5 : Les huit images bobines non combiné

Les huit images non combinés obtenues, sont représentées par des zones claires dans des endroits différents. Ceci est dû en effet à la différence de sensibilité. C'est cette variabilité de la sensibilité qui servira lors de la reconstruction de l'image finale qui est le résultat de la combinaison de toutes les 8 images (figure III.6).

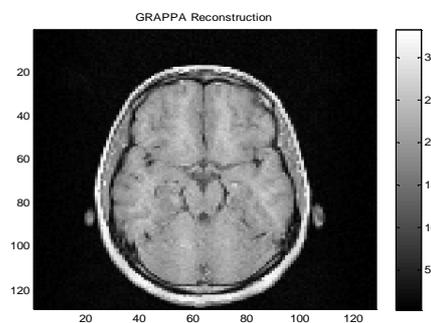


Figure III.6 : l'image reconstruite

Des simulations numériques ont été effectuées pour étudier la qualité des images reconstruite. Trois paramètres de performance sont été utilisés dans notre algorithme : le SNR, le NMSE et le MSSIM. Une image IRM d'une taille 200*200 a été appliquée à l'entrée; un sous échantillonnage selon l'encodage de phase de $R=2, 4, 6$ et 8 a été établi ; un nombre de lignes d'auto-calibration est acquis au centre de l'espace k sous échantillonné dans chaque bobine. Les résultats de calcul sont représentés dans les tableaux 1-3 et les figures 7-9 avec un nombre de bloc de 2 et 4.

Chapitre III : Reconstruction des images par la méthode GRAPPA

III.4.1.1. SNR :

La Figure III.7 et le tableau 1 représentent la variation du SNR en fonction des différents facteurs d'accélération R de la méthode GRAPPA avec un nombre de blocs de 2 et 4.

Tableau III.1. SNR en fonction du facteur d'accélération de la méthode GRAPPA.

R	2	4	6	8
Nbre de bloc=2	32.3874	29.1321	28.5912	30.1065
Nbre de bloc=4	34.4681	31.7004	28.5552	29.7901

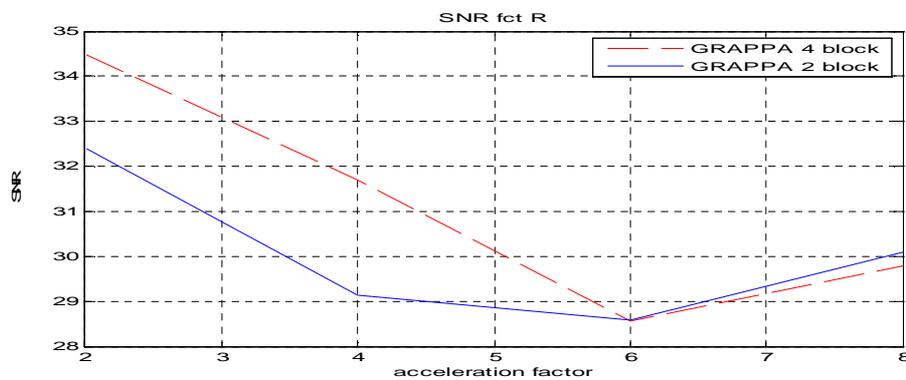


Figure III.7: SNR en fonction du facteur d'accélération avec un nombre de blocs de 2 et 4

Les résultats de la figure III.7 et tableau 1 montrent que le SNR de l'image reconstruite en utilisant 4 blocs est plus élevé comparant à celui utilisant 2 blocs pour un facteur d'accélération R réduit ; si le facteur d'accélération augmente, le SNR diminue rapidement.

III.4.1.2. NMSE :

La Figure III.8 et le tableau 2 représentent la variation du NMSE en fonction des différents facteurs d'accélération R avec un nombre de blocs de 2 et 4.

Tableau III.2. NMSE en fonction du facteur d'accélération avec un nombre de blocs de 2 et 4.

R	2	4	6	8
NMSE bloc=2	0.0228	0.0419	0.0834	0.1147
NMSE bloc=4	0.0212	0.0383	0.0798	0.1168

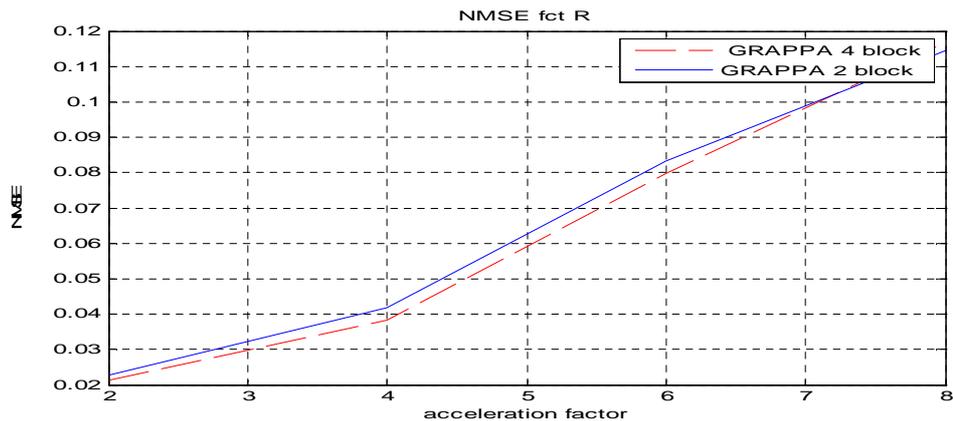


Figure III.8: NMSE en fonction du facteur d'accélération avec un nombre de blocs de 2 et 4.

Le tracé de la figure III.8 et le tableau 2 montrent que le NMSE est très réduit pour un R réduit ; si R augmente, le NMSE augmente aussi. Le NMSE de l'image reconstruite s'améliore en augmentant le nombre de blocs à des R réduit.

III.4.1.3. MSSIM :

La Figure III.9 et le tableau 3 représentent la variation du MSSIM en fonction des différents facteurs d'accélération R.

Tableau III.3. MSSIM en fonction du facteur d'accélération.

R	2	4	6	8
MSSIM	0.60738	0.61176	0.61242	0.61292

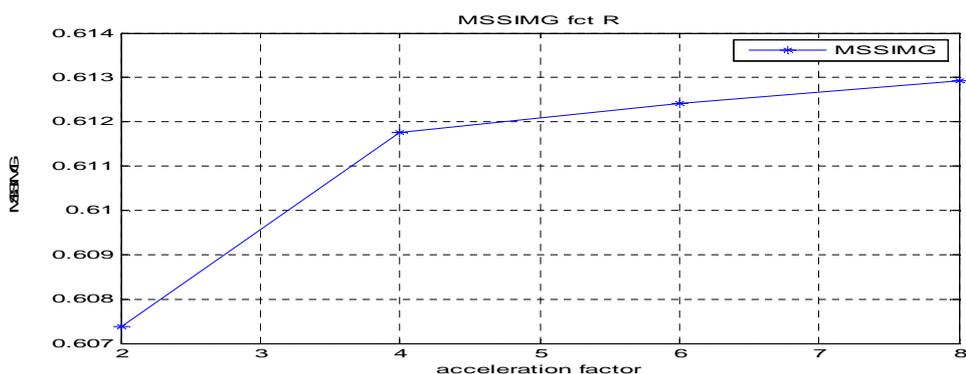


Figure III.9 : MSSIM en fonction du facteur d'accélération

Les résultats de la figure III.9 et le tableau 3 montrent que le MSSIM des images reconstruites est très loin de 1. Cela signifie que la qualité des images reconstruites est très loin de l'image de référence.

Chapitre III : Reconstruction des images par la méthode GRAPPA

Par conséquent, nous remarquons d'après les résultats que les signaux des images reconstruites sont très élevés avec des erreurs très réduites pour un facteur d'accélération très réduit ; si ce dernier augmente, les signaux diminuent en provoquant des erreurs qui dégradent la qualité des images.

III.4.2. Images reconstruites:

En se basant sur les résultats obtenus ci-dessus, nous avons essayé de visualiser les images reconstruites avec un nombre de bloc de 4 et les comparer avec celle de référence avec des différents facteurs d'accélération pour étudier la qualité de l'image.

La Figure III.10 Représente les images IRM reconstruites en fonction de différents facteurs d'accélération

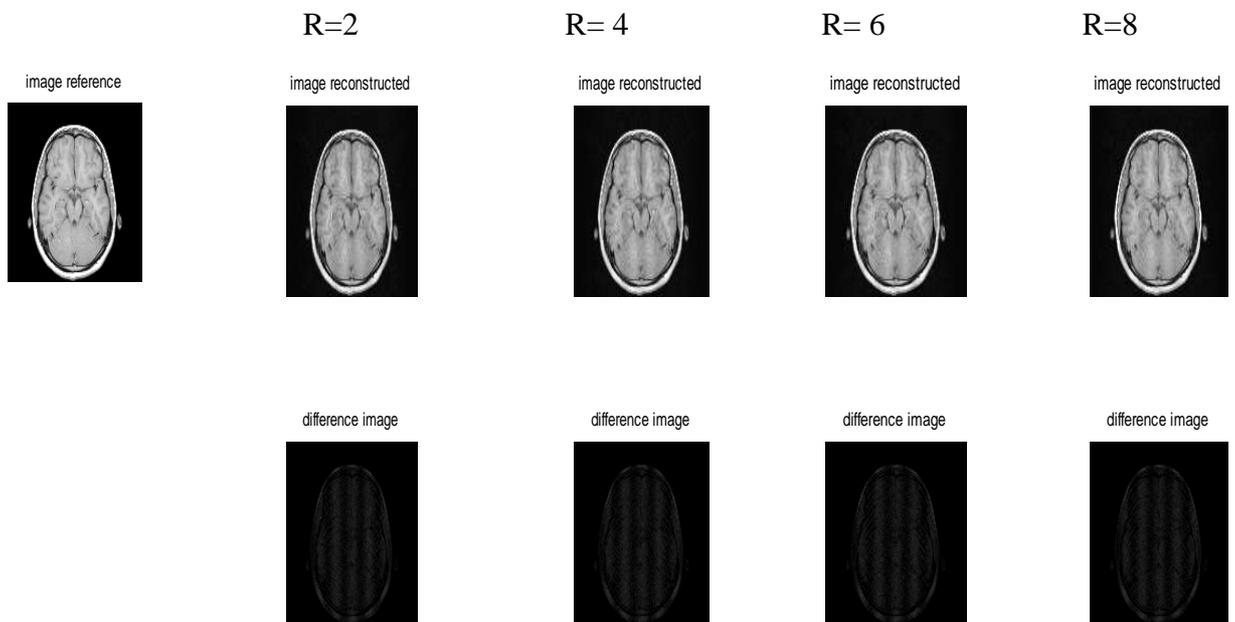


Figure III.10 : Reconstruction d'images IRM avec différents facteurs d'accélération

Maintenant, la question qui se pose; pourquoi nous avons choisi cette coupe IRM ?

Cette coupe contient plus de signaux (bon contraste) comparant aux autres coupes (27 coupes disponibles dans le fichier).

Nous avons aussi essayé de tester notre algorithme sur une image fantôme de type Sheep logan et de taille 256*256 qui a été appliquée à l'entrée; un sous échantillonnage selon l'encodage de phase de R=2, 4, 6 et 8 a été établi ; un nombre de lignes d'auto-calibration est acquis au centre de l'espace k sous échantillonné dans chaque bobine.

Chapitre III : Reconstruction des images par la méthode GRAPPA

La Figure III.11 représente les images fantôme reconstruites en fonction de différents facteurs d'accélération

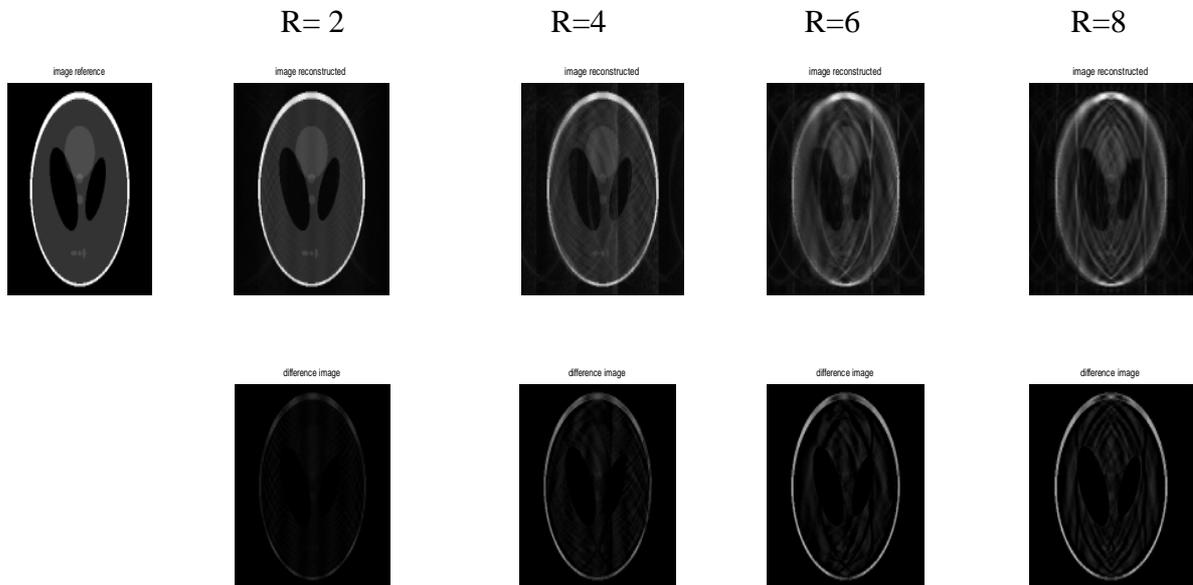


Figure III.11 : Reconstruction d'images fantôme avec différentes facteurs d'accélération

Les résultats des figure (III.10 et III.11) montrent que la qualité des images reconstruites est bonne pour un R réduit (R=2), l'augmentation de ce dernier (R supérieur ou égal à 4) dégrade progressivement la qualité des images.

III.4.3. Expérience sur des données réelles :

Dans cette section, nous avons utilisé une image réelle du cerveau d'un volontaire en bonne santé comme entrée de notre algorithme. La qualité des images reconstruites a été étudiée en appliquant les trois paramètres : le SNR, le NMSE et le MSSIM. Le tableau 4 représente les valeurs des trois paramètres de performances des images réelles reconstruites en fonction de R.

Tableau III.4 : SNR, NMSE et MSSIM des images réelles reconstruite en fonction de R

R	2	4	6	8
SNR GRAPPA	32.6765	30.7372	26.6278	26.4128
NMSE GRAPPA	0.0040	0.0190	0.1415	0.2818
MSSIM GRAPPA	0.99318	0.99315	0.99291	0.99293

Chapitre III : Reconstruction des images par la méthode GRAPPA

La figure III.12 représente les images réelles reconstruites avec 4 blocs en fonction du facteur d'accélération.

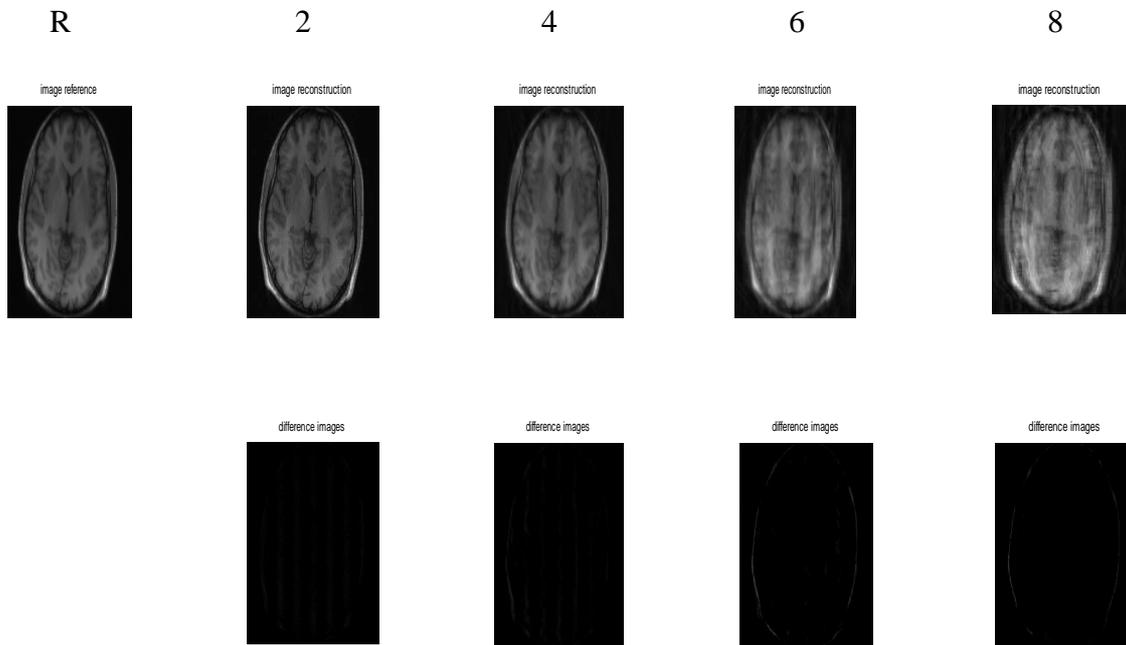


Figure III.12: la reconstruction des images réelles avec 4 blocs en fonction de la variation de R

Similairement, les résultats de la figure III.12 et le tableau 4 montrent que la qualité des images reconstruites est bonne pour $R = 2$, malgré la présence de petites distorsions réduites dans l'espace qui ne perturbent pas vraiment l'apparence globale de l'image reconstruite. Toutefois en augmentant le facteur d'accélération, la qualité des images se dégrade progressivement avec des distorsions (se traduisent par des lignes de très forte ou très faible intensité) qui perturbent l'homogénéité de l'information dans l'image reconstruite et qui rendent la reconstruction imparfaite.

Conclusions :

Dans ce chapitre, nous avons détaillé l'algorithme de reconstruction GRAPPA en se basant sur l'étude de la qualité des images reconstruite en appliquant les trois paramètres de performances : le SNR, le NMSE et le MSSIM. Les limitations des résultats obtenus nous amènent à penser à utiliser une amélioration de cet algorithme et aussi de proposer deux nouvelles approches appelées la nouvelle GRAPPA et SPIRiT. Ces deux approches font l'objet du chapitre suivant.

Chapitre IV

Reconstruction des images par la nouvelle GRAPPA et SPIRiT

Introduction :

Dans ce chapitre nous nous intéresserons à deux nouvelles approches développées dont le but d'améliorer la reconstruction GRAPPA. Un temps d'acquisition réduit en utilisant un facteur d'accélération élevé détériore la qualité de l'image reconstruite par la méthode GRAPPA. Une étude comparative entre les deux méthodes : GRAPPA amélioré et SPIRiT a été effectué et comparé à la méthode GRAPPA originale.

IV.1. Reconstruction GRAPPA et SPIRiT :

La reconstruction GRAPPA a été effectuée comme précédemment (chapitre3). Comme unique différence, l'espace k sous échantillonné selon la direction de l'encodage de phase a été remplacé par un sous échantillonnage selon les deux directions (lignes et colonnes) comme montre la figure IV.1. Les données de l'espace k ainsi obtenu, dont la fréquence d'échantillonnage respecte le critère de Nyquist sont utilisées comme signaux d'autocalibration (ACS). L'utilisation de la méthode GRAPPA avec un facteur d'accélération élevé peut dégrader la qualité des images reconstruites (artefacts de repliement). Dans ces conditions, nous suggérons l'utilisation d'une technique itérative telle que la reconstruction SPIRiT, elle a été appliqué pour une meilleure suppression des artefacts de repliement ainsi que pour une amélioration du rapport signal sur bruit.

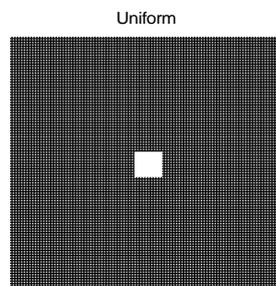


Figure IV.1 : Sous échantillonnage selon les deux directions ($R= 2 \times 2$: selon les lignes et colonnes) avec une surface de calibration au centre de l'image.

Une comparaison entre les deux images reconstruites par les deux méthodes GRAPPA et SPIRiT a été effectuée.

IV.2. Application :

Pour les simulations effectuées, deux types d'image sont été choisis comme des images de référence : L'image fantôme de type Shepp-Logan (SL) et l'image Brain décrite au chapitre03.

IV.2.1. Expérience sur l'image fantôme :

Pour tester nos algorithmes (GRAPPA et SPIRiT), un nombre de pixel de 128×128 , un réseau 4 bobines réceptrices distribuées autour de l'image, un facteur de réduction R de 2×2 , un nombre de lignes d'autocalibration de 20×20 et une taille Kernel de 5×5 ont été choisis.

IV.2.1.1. Reconstruction GRAPPA :

Les espace k réduits de la figure IV.2 ont été obtenu par une transformé de Fourier de l'image de référence.

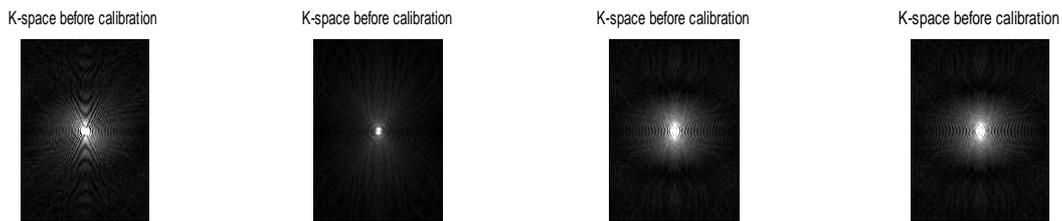


Figure IV.2 : les 4 espaces k avant le remplissage

Le calcul des poids utilisant une seule régression entre le signal acquis et le signal ACS permet le remplissage des lignes non acquises. La figure IV.3 représente les espaces k complet.



Figure IV.3 : l'obtention des 4 espaces k après le remplissage.

En appliquant une transformation de Fourier inverse à chaque espace k complet, nous pouvons acquérir les 4 images non combinées représenté par la figure IV.4. Une combinaison entre les 4 images obtenues avec chaque canal de réception est nécessaire afin de reconstruire l'image finale (figure IV.4). Cette reconstruction est effectuée à l'aide de la méthode somme des carrés.

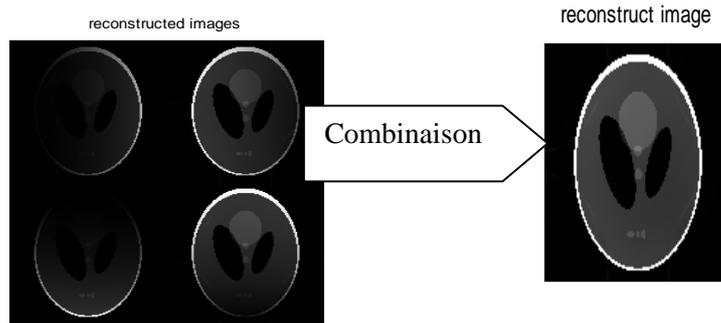


Figure IV.4 : la reconstruction des 4 images non combiné et l'image finale

IV.2.1.2. Reconstruction SPIRiT:

La reconstruction SPIRiT a été réalisée en choisissant les mêmes paramètres cités ci-dessus avec un nombre d'itération de 20 et un facteur de régularisation λ de 0.01. La complexité de calcul de SPIRiT peut être plus intense que la reconstruction directe, en particulier pour les cas simples comme un sous échantillonnage uniforme. Dans la figure IV.6 nous représentons les différentes étapes de la reconstruction SPIRiT itérative par la méthode du gradient conjugué (détaillée en chapitre 2).

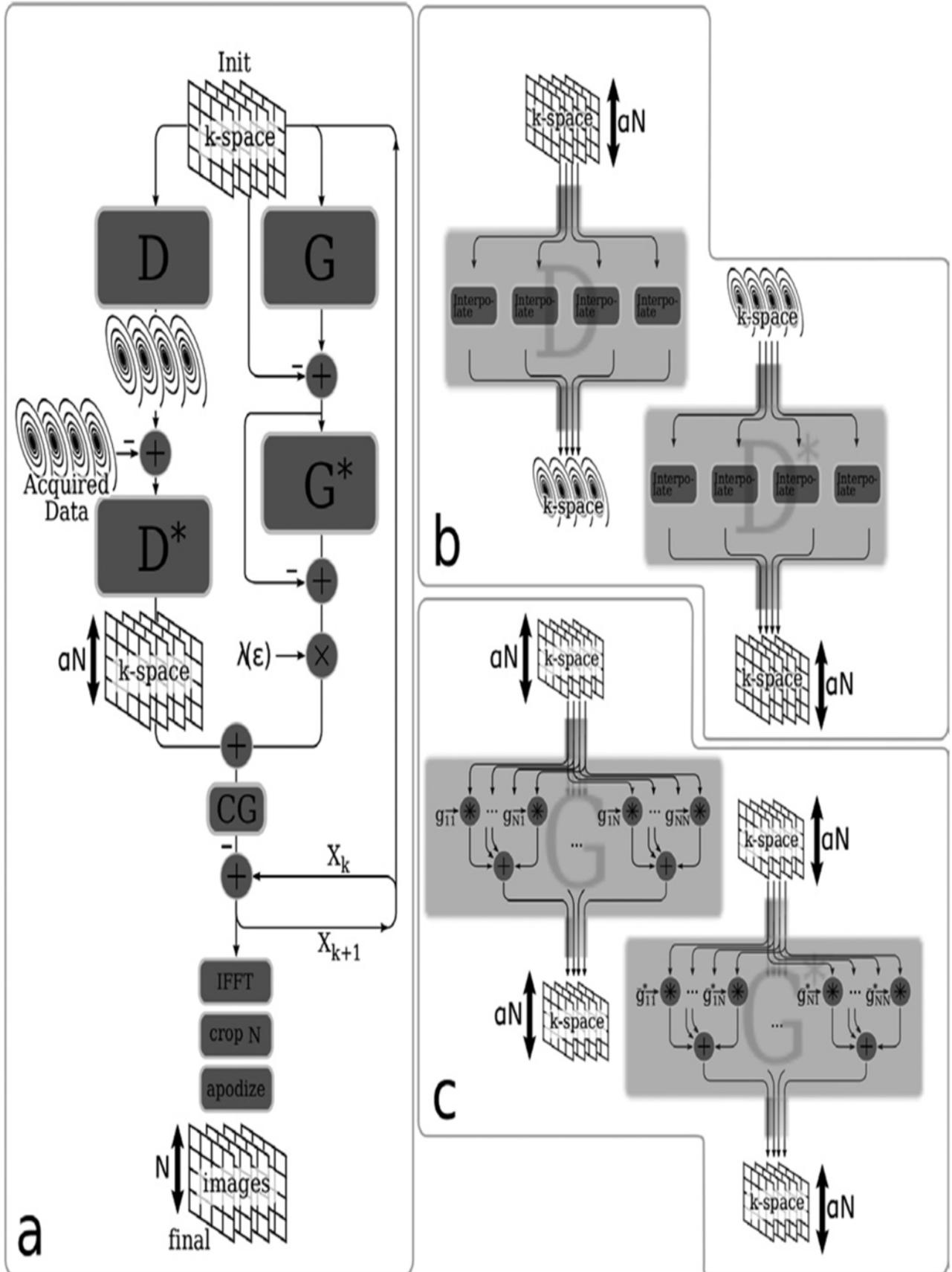


Figure IV.5 : Synoptique de la technique de reconstruction SPIRiT

Tous d'abord, il faut calculer le facteur d'accélération total pour une meilleure qualité d'image par l'équation III.2. Pour les sous-échantillonnages bidimensionnel par des facteurs de $R_x R_y$ et de $N_x N_y$ d'espace k, l'accélération effective, y compris $N_{ACS,x} N_{ACS,y}$ Lignes ACS est d'environ.

$$R = \frac{R_x R_y}{1 + (R_x R_y - 1) \frac{N_{ACS,x} N_{ACS,y}}{N_x N_y}}$$

III.2.2.1. SNR :

La figure IV.7 et le tableau 1 illustrent la variation de SNR en fonction de R des deux méthodes de reconstructions SPIRiT et GRAPPA avec et sans régularisation.

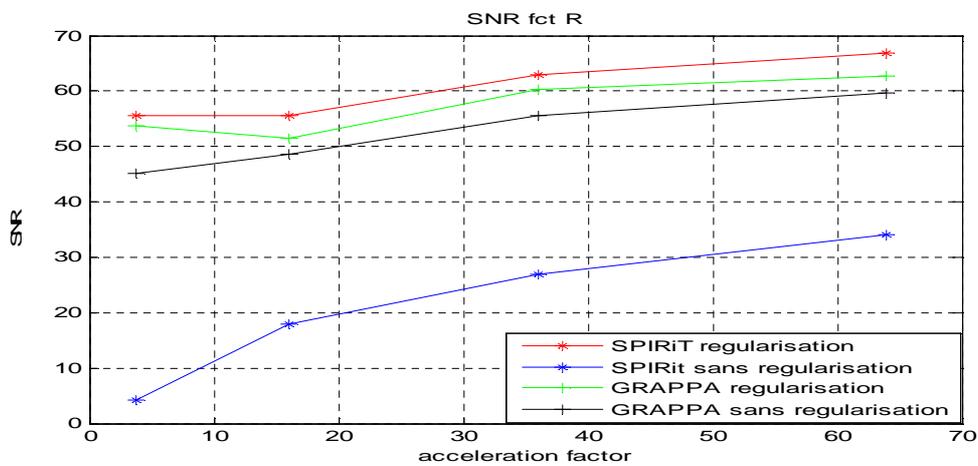


Figure IV.7 : SNR en fonction de R des deux méthodes de reconstructions SPIRiT et GRAPPA avec et sans régularisation

Tableau IV.1 : la variation du SNR de la nouvelle GRAPPA et SPIRiT avec et sans régularisation en fonction de R

R	3.81	15.99	35.99	63.99
SNR SPIRiT avec régularisation	54.1391	52.4202	61.0352	64.3867
SNR SPIRiT sans régularisation	4.0963	17.9974	26.8634	34.0206
SNR GRAPPA avec régularisation	53.6900	51.4007	60.2007	62.7257
SNR GRAPPA sans régularisation	45.1116	48.5839	55.5940	59.7438

Le tracé des courbes de la figure IV.7 montre que les deux méthodes : GRAPPA et SPIRiT ont amélioré la qualité de l'image reconstruite avec un facteur d'accélération élevé. La régularisation a amélioré la qualité de l'image reconstruite. La reconstruction SPIRiT avec régularisation a donné un bon SNR comparant à celui de la reconstruction GRAPPA.

IV.2.2.2. NMSE :

La figure IV.11 et le tableau 2 représentent la variation de NMSE en fonction de R des deux méthodes de reconstructions SPIRiT et GRAPPA avec et sans régularisation.

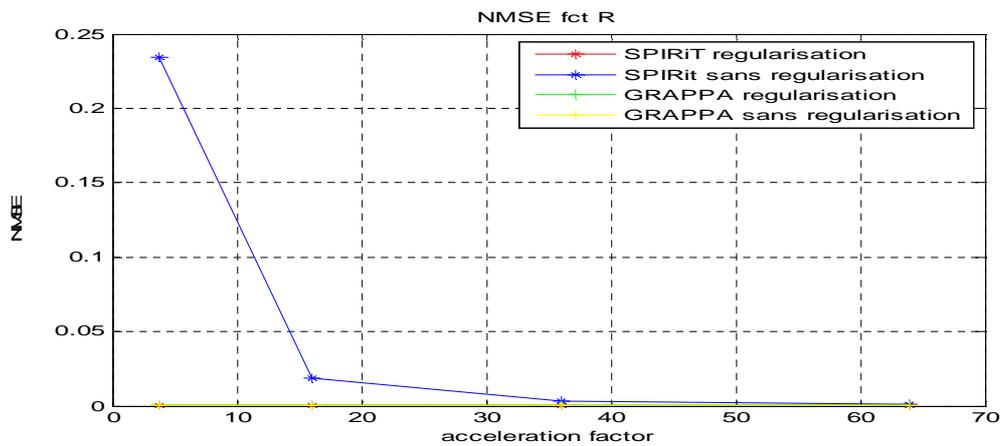


Figure IV.8: NMSE en fonction de R des deux méthodes de reconstructions SPIRiT et GRAPPA avec et sans régularisation.

Tableau IV.2 : la variation du NMSE de la nouvelle GRAPPA et SPIRiT avec et sans régularisation en fonction de R

R	3.81	15.99	35.99	63.99
NMSESreg	24.6629e-006	5.5287e-006	2.5234e-006	1.2462e-006
NMSESanreg	234.1131e-003	18.8391e-003	3.2196e-003	1.0421e-003
NMSEGreg	51.2882e-006	9.3600 e-006	4.1823e-006	2.4271 e-006
NMSEGsanreg	53.2514e-006	11.4110e-006	4.6669e-006	2.4364e-006

Les résultats de la Figure IV.8 montrent que le NMSE des deux méthodes SPIRiT et GRAPPA est très réduit à un facteur d'accélération élevé. La régularisation a amélioré les résultats de SPIRiT à un facteur d'accélération réduit. L'erreur est donc presque nulle en tous

points R testé, cela signifie que la qualité de l'image est très bonne à chaque facteur d'accélération choisi. Le Tableau IV.2 montre que les résultats de la reconstruction SPIRiT sont améliorés comparant à ceux de la reconstruction GRAPPA.

IV.2.2.3. MSSIM :

La figure IV.9 et le tableau 3 représentent la variation de MSSIM en fonction de R des deux méthodes de reconstructions SPIRiT et GRAPPA avec et sans régularisation.

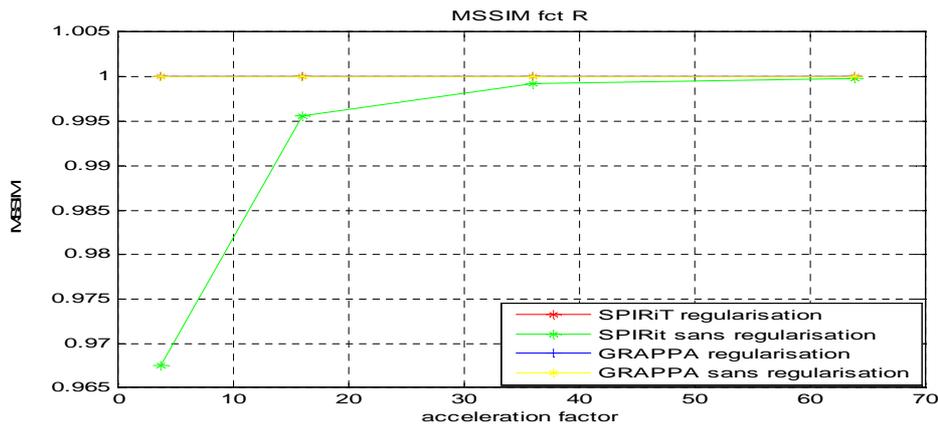


Figure IV.9 : la variation de MSSIM avec et sans régularisation de SPIRiT et la nouvelle GRAPPA en fonction de R

Tableau IV.3: la variation de MSSIM de la nouvelle GRAPPA et SPIRiT avec et sans régularisation en fonction de R

R	3.81	15.99	35.99	63.99
MSSIMSreg	0.96757	0.99557	0.99924	0.99975
MSSIMSanreg	1	1	1	1
MSSIMGreg	1	1	1	1
MSSIMGsanreg	0.99999	1	1	1

Les résultats de la figure IV.9 et le tableau 3 montrent que le MSSIM des deux méthodes SPIRiT et GRAPPA avec régularisation est égal à 1 pour tous facteur d'accélération testé. Cela signifie que l'image de référence et l'image reconstruite sont identiques.

Par conséquent, on peut conclure d'après les résultats que la reconstruction SPIRiT avec régularisation est meilleure parce que son algorithme utilise les données de manière plus efficace et aussi en raison de la terminaison tôt des itérations de gradient conjugué.

IV.2.3. Images reconstruites :

En se basant sur les résultats obtenus ci-dessus, nous avons essayé de visualiser les images reconstruites des deux méthodes GRAPPA et SPIRiT.

IV.2.3.1. GRAPPA :

Les figures IV.10 et 11 représentent respectivement les images fantôme reconstruites par la méthode GRAPPA sans et avec régularisation.

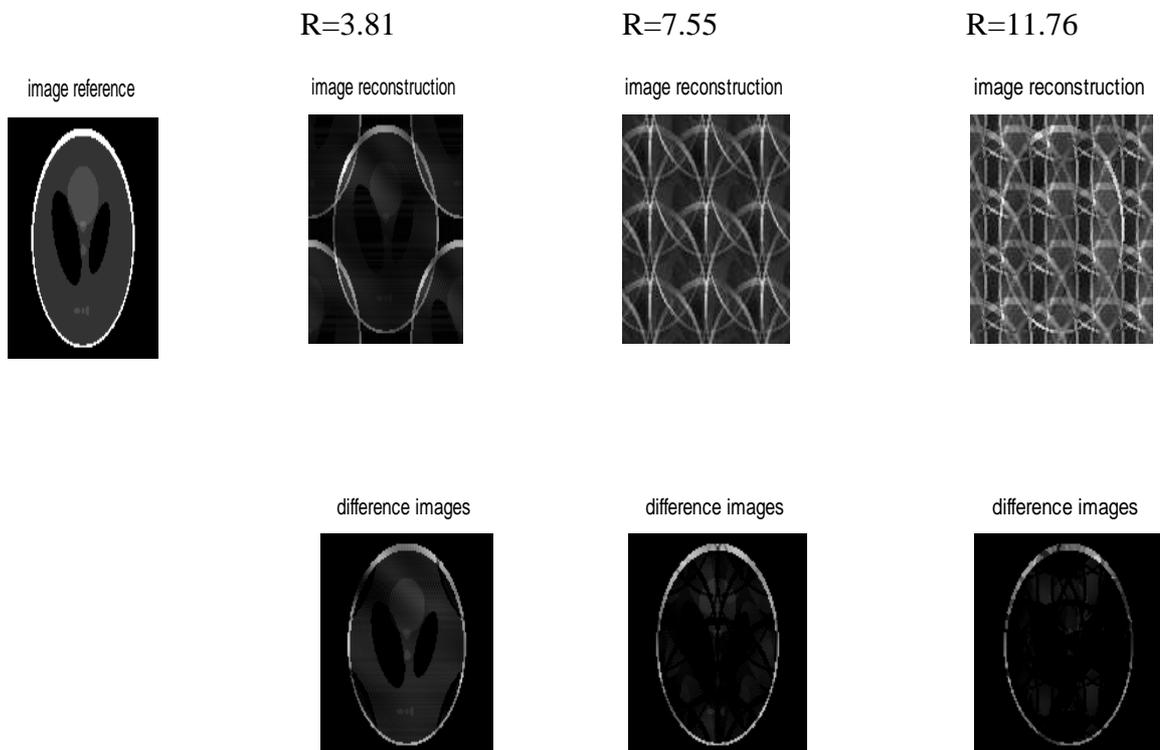


Figure IV.10 : Images fantôme reconstruites sans régularisation en fonction de R. En haut : images références, images reconstruites et En bas : différence entre image reconstruite et image référence.

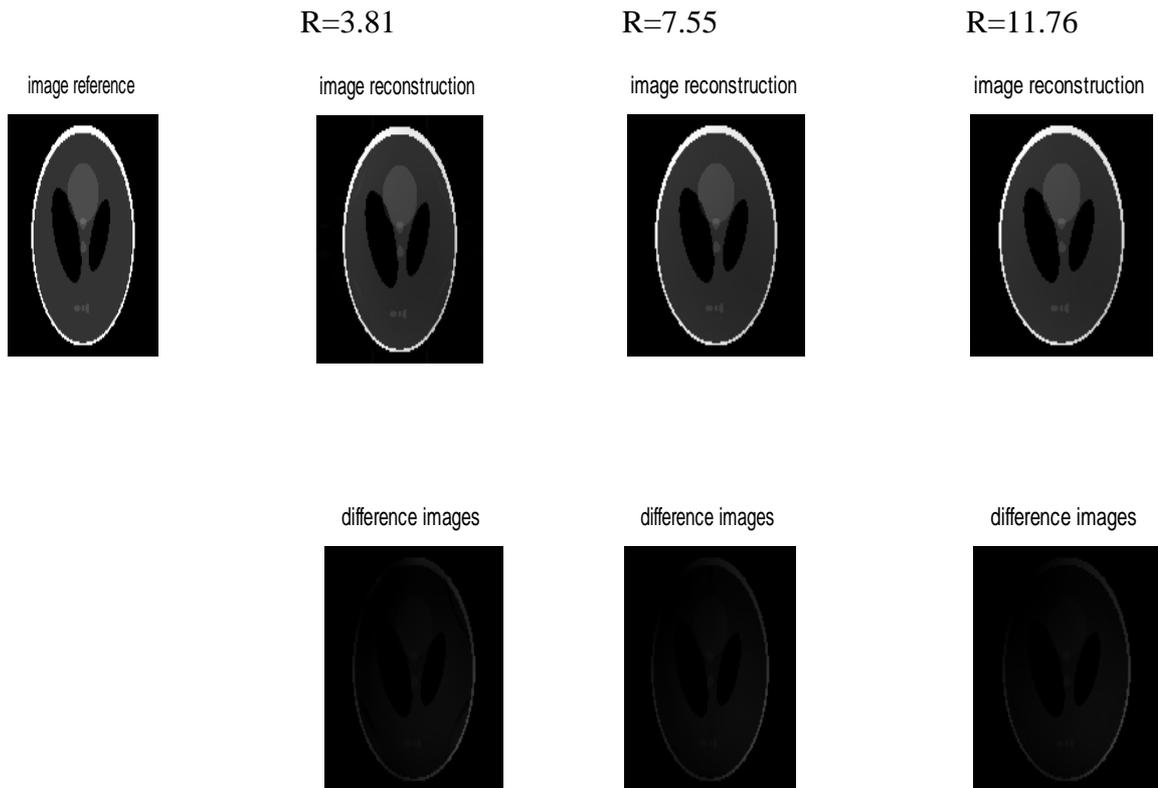


Figure IV.11 : Images fantôme reconstruites avec régularisation en fonction de R . En haut: images références, au milieu : images reconstruites et En bas: différence entre image reconstruite et image référence.

La figure IV.10 montre que dans les images reconstruites sans régularisation, le remplissage de zéros augmente progressivement lorsque le facteur d'accélération augmente. La régularisation dans la figure IV.11 a corrigé complètement les erreurs établies par le remplissage de zéros.

IV.2.3.2. SPIRiT:

La figure IV.12 et 13 représentent respectivement les images fantôme reconstruites par la méthode SPIRiT sans et avec régularisation.

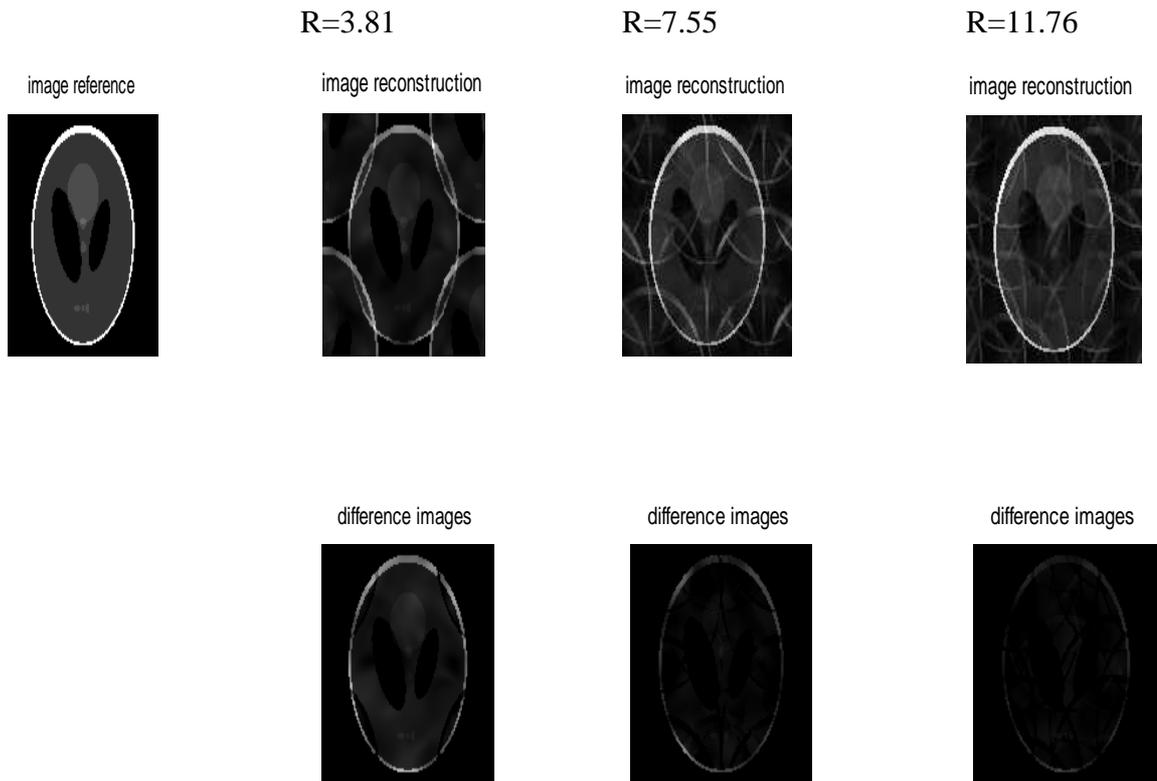


Figure IV.12 : Images fantôme reconstruites sans régularisation en fonction de R. En haut : images références, au milieu : images reconstruites et En bas: différence entre image reconstruite et image référence.

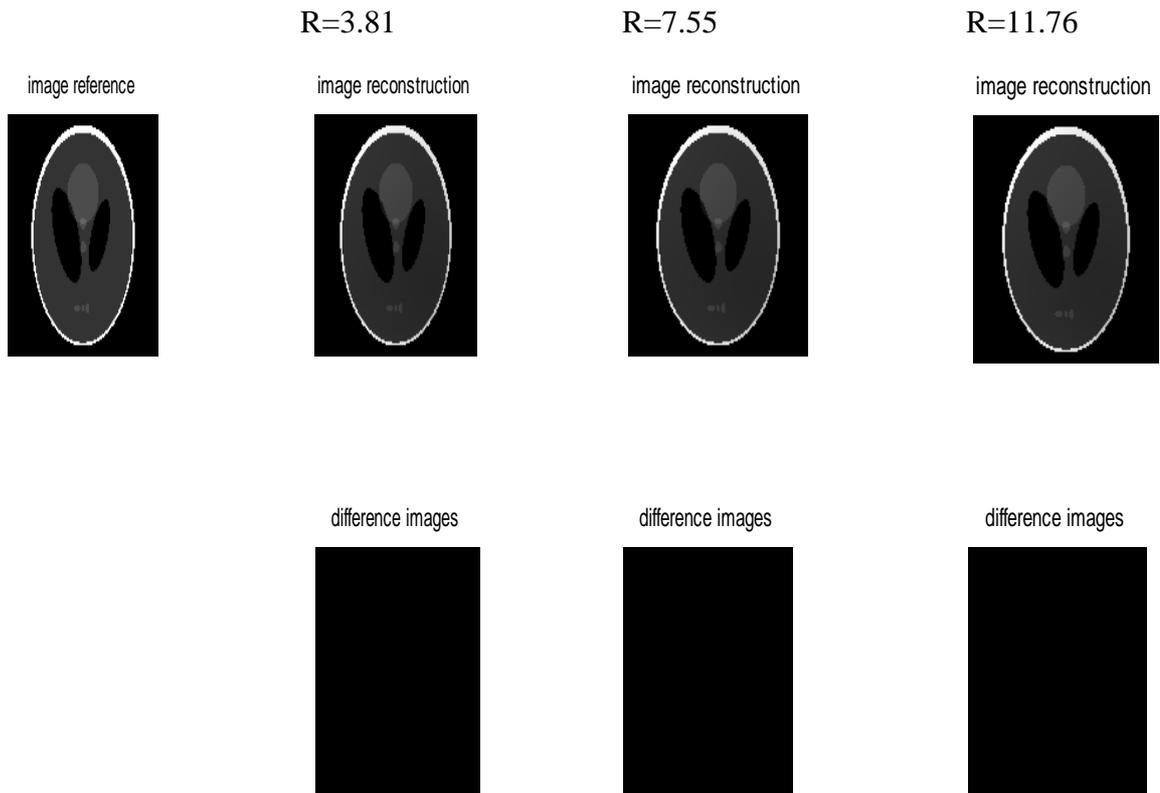


Figure IV.13 : Images fantôme reconstruites avec régularisation en fonction de R. En haut : images références, au milieu : images reconstruites et en bas : différence entre image reconstruite et image référence.

Similairement à la reconstruction GRAPPA, le remplissage de zéros augmente avec le facteur d'accélération dans les images reconstruites sans régularisation. La régularisation dans la figure IV.13 a corrigé complètement les erreurs établies et la qualité des images reconstruites est meilleure comparant avec celle réalisé par GRAPPA. Donc, la régularisation joue un rôle très important dans la reconstruction SPIRiT.

IV.2.3 Expérience sur les données réelles :

Dans cette section, nous avons utilisé une coupe d'image réelle du cerveau d'un volontaire sain décrite dans le chapitre 3 comme une entrée de nos algorithmes. Nous avons essayé par la suite de visualiser les images reconstruites des deux méthodes GRAPPA et SPIRiT.

IV.2.3.1. GRAPPA:

La figure IV.14 et 15 représentent respectivement les images réelles reconstruites par la méthode GRAPPA sans et avec régularisation.

Tableau IV.4: Variation de SNR, NMSE et MSSIM de la nouvelle GRAPPA sans régularisation en fonction de R

R	3.81	15.99	35.99	63.99
SNR GRAPPA sans régularisation	26.4040	26.5303	26.3055	26.7091
NMSE GRAPPA sans régularisation	0.3725	0.3725	0.3725	0.3725
MSSIM GRAPPA sans régularisation	0.9997	0.9997	0.9997	0.9997

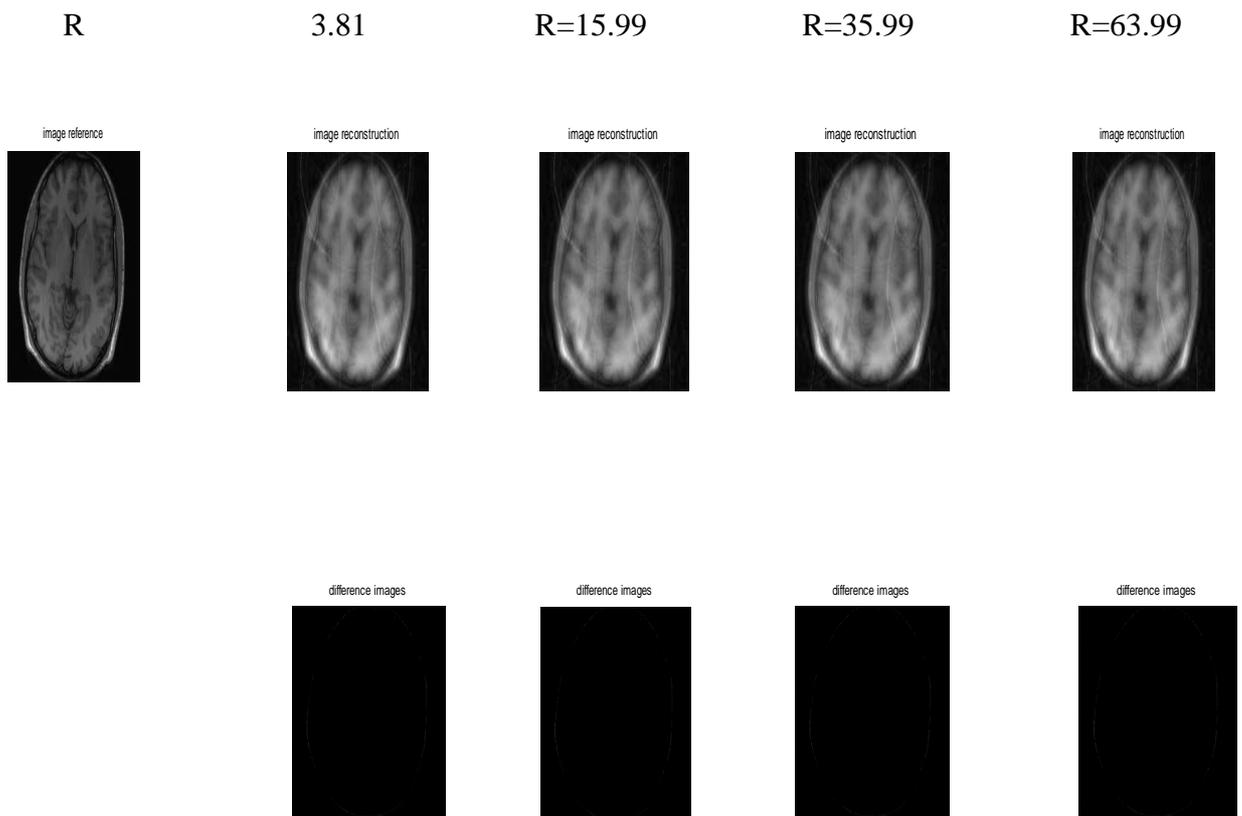


Figure IV.14 : Images réelles reconstruites sans régularisation en fonction de R.

Tableau IV.5: Variation de SNR, NMSE et MSSIM de la nouvelle GRAPPA avec régularisation en fonction de R

R	3.81	15.99	35.99	63.99
SNR GRAPPA avec régularisation	32.3461	32.8668	32.9017	33.1184
NMSE GRAPPA avec régularisation	0.3725	0.3725	0.3725	0.3725
MSSIM GRAPPA avec régularisation	0.9997	0.9997	0.9997	0.9997

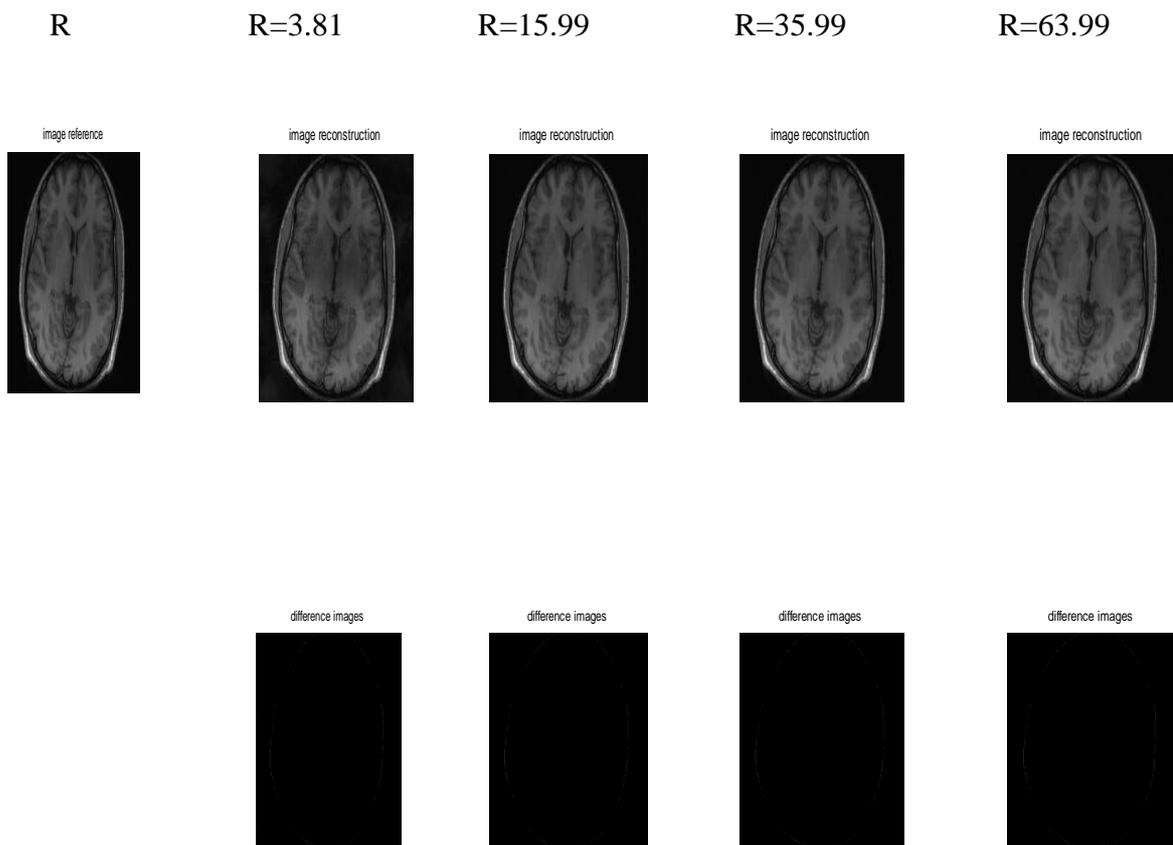


Figure IV.15 : Images réelles reconstruites avec régularisation en fonction de R.

Les résultats de la figure IV.14 montrent que la qualité des images sans régularisation se dégrade avec l'augmentation de facteur d'accélération ; avec des petites distorsions sous forme des traits de très faible intensité. Les résultats de la figure IV.15 montrent que la qualité des images reconstruites avec régularisation est bonne ; et les signaux sont très élevés et les artéfacts sont très réduits (avec toutes valeurs R choisie).

Donc, la qualité des images reconstruite par cette méthode GRAPPA s'améliore par rapport à celle vue en chapitre 3 et les distorsions sont éliminées.

III.2.3.2. SPIRiT :

La figure IV.16 et 17 représentent respectivement les images réelles reconstruites par la méthode SPIRiT sans et avec régularisation.

Tableau IV.6: Variation de SNR, NMSE et MSSIM de SPIRiT sans régularisation en fonction de R

R	3.81	15.99	35.99	63.99
SNR SPIRiT sans régularisation	25.8438	32.8458	33.3755	34.7578
NMSE SPIRiT sans régularisation	0.0194	0.0013	5.5808e-004	2.9041e-004
MSSIM SPIRiT sans régularisation	0.99973	1	1	1

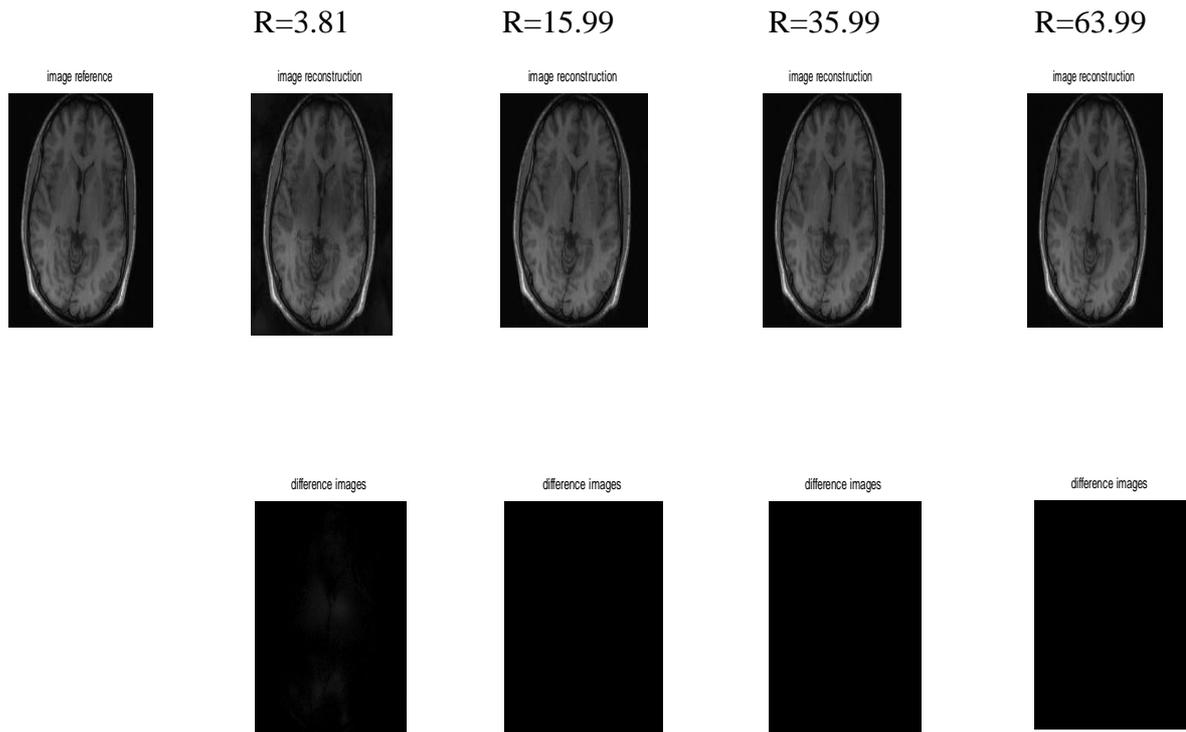


Figure IV.16 : Images réelles reconstruites sans régularisation en fonction de R.

Tableau IV.7: Variation de SNR, NMSE et MSSIM de SPIRiT avec régularisation en fonction de R

R	3.81	15.99	35.99	63.99
SNR SPIRiT avec régularisation	35.0686	34.4822	34.1795	34.3674
NMSE SPIRiT avec régularisation	4.6091e-004	1.0495e-004	5.1109e-005	2.6794e-005
MSSIM SPIRiT avec régularisation	1	1	1	1

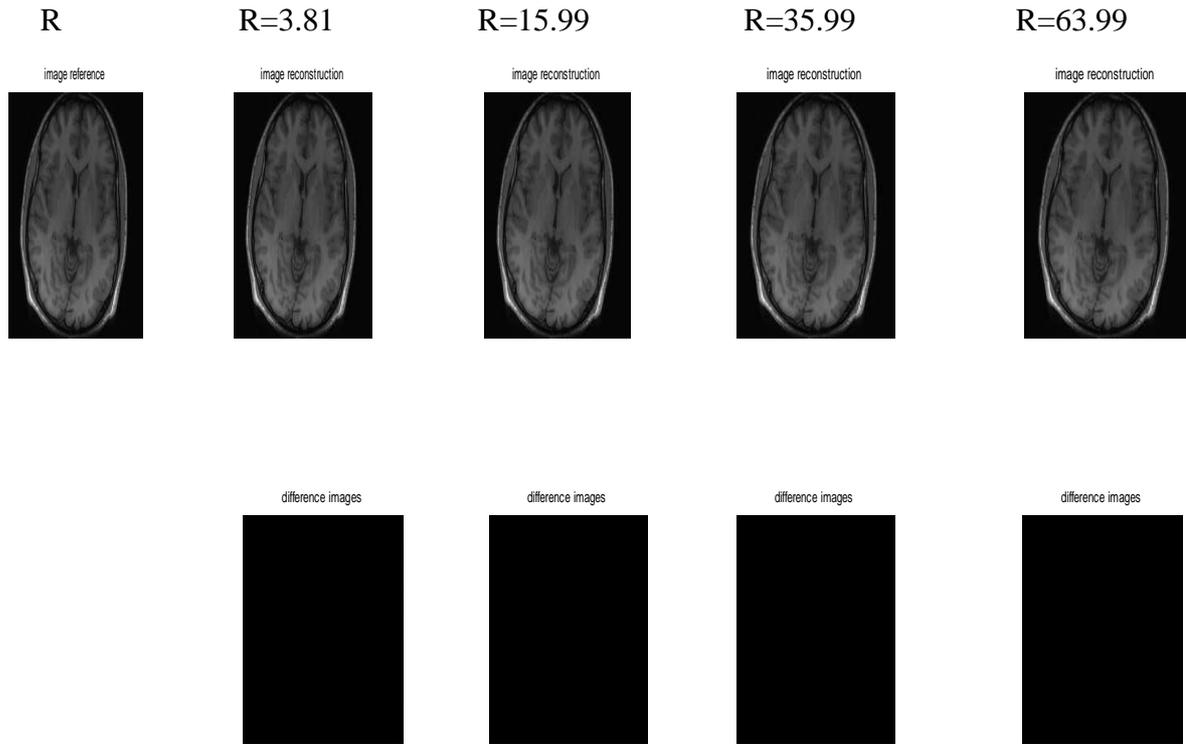


Figure IV.17 : Images réelles reconstruites avec régularisation en fonction de R

Les résultats de la figure IV.16 montrent que la qualité des images sans régularisation se dégrade avec un facteur d'accélération très réduit ; avec des petites distorsions sous forme de traits de très faible intensité. Lorsque le facteur d'accélération augmente, la qualité d'image s'améliore. Les résultats de la figure IV.17 montrent que la qualité des images reconstruites avec régularisation est meilleure ; les signaux sont très élevés et les artefacts sont très réduits (presque nul) avec toutes valeurs R choisie.

D'après les résultats de nos expériences, nous avons confirmés que la qualité des images reconstruites par la méthode SPIRiT est très bonne. Cette méthode offre un meilleur compromis entre l'augmentation du facteur d'accélération responsable à la réduction du temps d'acquisition et la qualité de l'image reconstruite. La méthode SPIRiT utilise les données acquises de manière plus efficace dans l'espace k. Le nombre d'itération augmente l'efficacité de l'algorithme et l'information se propage dans tous l'espace k.

Conclusion :

Deux algorithmes de la reconstruction d'images en IRMp ont été développés dans ce chapitre: SPIRiT et GRAPPA. L'algorithme SPIRiT avec régularisation a permis de reconstruire, à partir des images fantômes et réelles, des images à haute qualité avec un temps d'acquisition réduits en utilisant un facteur d'accélération élevé.

Conclusion générale

L'imagerie par résonance magnétique parallèle (IRMp) est une technique d'imagerie médicale sur laquelle se basent plusieurs applications médicales. Mais, la reconstruction des images avec un temps d'acquisition réduits posent un problème chez les médecins, Ceci motive énormément les traiteurs de signal et d'image pour trouver des solutions fiables.

A travers ce manuscrit consacré à la reconstruction d'images de résonance magnétique en imagerie parallèle, nous avons passé en premier lieu par des applications sur la reconstruction GRAPPA qui est la plus utilisée en routine clinique et elle donne des images reconstruites de bonne qualité pour un facteur d'accélération réduit ($R=2$ à 3), l'augmentation de ce dernier dégrade la qualité des images reconstruite ce qui conduit à des images reconstruites ayant des artéfacts de repliements avec de mauvaises distorsions à cause des faibles signaux reçus. Cela nous a motivés pour concevoir deux autres approches permettant d'améliorer la méthode GRAPPA : GRAPPA amélioré avec une région de calibration au centre des images bobines et SPIRiT. la qualité des images reconstruites par la méthode GRAPPA amélioré et SPIRiT sont bonne malgré que le facteur d'accélération augmente. La régularisation est un autre paramètre qui est très important dans les applications des problèmes inverses. Ce paramètre a une influence significative sur les signaux acquis. la qualité des images reconstruites est amélioré car les signaux reçus sont très élevés comparant à ceux réalisées sans régularisation. En outre, la méthode SPIRiT donne des meilleurs résultats comparant à la méthode GRAPPA.

Par conséquent, nous avons pu prouver que la reconstruction SPIRiT fournit des images de très bonnes qualités avec un temps d'acquisition réduits.

Les références bibliographiques :

[1] Mr OULD EBA VALL Ahmed Salem et Mr NDOUR Pape Samba, *Reconstruction des images IRM à l'aide d'une interface BrainWeb*, MASTER en Electronique Biomédicale Parcours Signaux et Images, 3.07.2012

[2] http://www.dossier-irm.fr/les_differeents_composants_dune_irm_et_leur_foncti.html

[3] A. Comment, Andrea Capozzi, Dr. Najat Salameh, *Résonance Magnétique Nucléaire "Théorie et Manuel Pratique"*, 2013-2014

[4] <http://www.imaios.com/fr/e-Cours/e-MRI/RMN/spin-nucleaire>

[5] Maélène Lohézic, *Reconstructions Adaptatives pour l'Imagerie par Résonance Magnétique des Organes en Mouvement*, 11 octobre 2011

[6] Josiane Adrienne YANKAM NJIWA, *Reconstruction d'images de résonance magnétique à partir de l'espace k partiel*, 5 Octobre 2007

[7] Sfpn, groupe de travail<<contrôle de qualité spécifique en IRM : développement et réalisation d'un objet-test multimodal. Évaluation des séquences IRM>>

[8] Fabien Balezeau, *Développements méthodologiques en IRM dynamique : vers la caractérisation des états précancéreux et cancéreux du foie*, le 9 décembre 2011

[9] D.Doyon, E.A.Cabanis, M.T Iba-Zizen, B.Roger, J.Frija, D.Pariante, Idy-Peretti, *Imagerie par résonance magnétique*, 3eme édition

[10] Daniel S. Weller, *Accelerating Magnetic Resonance Imaging by Unifying Sparse Models and Multiple Receivers*

[11] Lotfi CHAÂRI, *Reconstruction d'images pour l'Imagerie par Résonance Magnétique parallèle IRMp*, Rapport de Projet de fin d'études, 2007

- [12] Marie XAVIER, *Étude quantitative du mouvement de la paroi du cœur à partir d'images ciné-IRM par des méthodes fréquentielles de flux optique*, Thèse de doctorat, le 8 Décembre 2010 à Dijon (21)
- [13] Klaas P. Pruessmann, Markus Weiger, Markus B. Scheidegger, and Peter Boesiger, *SENSE: Sensitivity Encoding for Fast MRI*, 1999
- [14] <http://www.imaios.com/fr/e-Cours/e-MRI/imagerie-parallele/antennes-reseau-phase>
- [15] Matthias Schneider, *GPGPU for Accelerated GRAPPA Autocalibration in Magnetic Resonance Imaging*, Avril 01, 2008
- [16] Iulius DRAGONU, *IMAGERIE RAPIDE PAR IRM POUR LE MONITORAGE DES THERMOTHERAPIES*, Thèse de doctorat, 08 Décembre 2009
- [17] Michael Lustig and John M. Pauly, *SPIRiT: Iterative Self-consistent Parallel Imaging Reconstruction from Arbitrary k-Space*,
- [18] Renaud Morin, *Amélioration de la résolution en imagerie ultrasonore*, thèse de doctorat de l'université de Toulouse, 2013
- [19] Zhou Wang, Eero P. Simoncelli and Alan C. Bovik, *MULTI-SCALE STRUCTURAL SIMILARITY FOR IMAGE QUALITY ASSESSMENT*, 9.12.2003
- [20] Zhou Wang, Alan Conrad Bovik, Fellow, Hamid Rahim Sheikh and Eero P. Simoncelli, *Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity*, 4 APRIL 2004