



جامعة أبو بكر بلقايد - تلمسان

Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen

Faculté de Technologie

Département de Génie Biomédical

Laboratoire de Recherche de Génie Biomédical

MEMOIRE DE PROJET DE FIN D'ETUDES

Pour obtenir le Diplôme de

MASTER en GENIE BIOMEDICAL

Spécialité : Signaux et Images en Médecine

Présenté par : DERBAL Abir et DERBAL Nassima

**Développement d'une interface graphique pour
la reconstruction en imagerie parallèle**

Soutenu le 16 juin 2015 devant le Jury

Mme	BENSEGHIR Sihem	MCB	Université de Tlemcen	Présidente
Mme	ILES née KORTI Amel	MCA	Université de Tlemcen	Encadreur
Melle	FEROUI Amel	MCB	Université de Tlemcen	Examinatrice

Année universitaire 2014-2015

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.

- Madame S. BENSEGHIR qui nous fait l'honneur d'accepter la présidence du jury de cette soutenance.
- M^{elle} A .FEROUI pour leur disponibilité d'examinations du présent travail et de le juger.

Dans le cadre de ma formation de master « images et signaux en médecine », je tiens à remercier tout le personnel de la faculté ainsi que les intervenants et les professeurs en charge des enseignements.

- Spécial remerciement au responsable de notre spécialité Monsieur BESSAID pour son aide et ses conseils. Et tous les enseignants de génie biomédical.

Le tenais aussi à remercier nos parents, nos frères, nos familles.

Enfin, d'un point de vue personnel je remercie tous mes amis et mes proches qui ont été à mes côtés pendant ces années d'études.

- J'espère que ma production sera à la hauteur de leur investissement et de leurs attentes.

Résumé

Dans ce mémoire nous avons évoqué les bases physiques de l'IRM, les différentes méthodes de reconstruction des images par résonance magnétique parallèle, et nous avons effectué plusieurs simulations sur les images fantômes et les images réelles afin de valider l'étude de ce projet de fin d'études. Nous avons développé une interface graphique sous environnement Matlab appliquée à la reconstruction des images IRM en imagerie parallèle.

L'imagerie par résonance magnétique parallèle est une approche très utilisée dans les applications médicales, elle est principalement utilisée pour permettre une reconstruction des images plus rapide que l'IRM classique à partir de données multi-bobine sous échantillonnées. Les approches principales utilisées dans ce mémoire sont : SENSE, qui utilise explicitement les sensibilités de la bobine, GRAPPA, qui rend l'utilisation de lignes d'autocalibration apprises dans l'espace k , SPIRiT, qui est basé sur l'algorithme GRAPPA, mais qui utilise les données de manière plus efficace. L'intérêt de cette approche est de séparer les contraintes de cohérences en : cohérence de calibration, et cohérences des données et ESPIRiT, qui nécessite l'association des deux méthodes SENSE et GRAPPA, Elle nécessite l'utilisation de cartes de sensibilités. Les cartes de sensibilités explicites peuvent être trouvées par la décomposition en valeurs singulières de la matrice de calibration en choisissant seulement les vecteurs propres correspondant à une valeur propre $\neq 1$.

Le but de ce travail est d'étudier chaque algorithme de reconstruction d'imagerie par résonance magnétique parallèle, et d'introduire des améliorations pour un temps de reconstruction réduit avec une meilleure qualité de l'image. L'objectif principal est de réaliser une interface graphique permettant la reconstruction des images par chaque méthode et afin de réduire le temps d'acquisition, nous avons développé en particulier un algorithme de reconstruction permettant de reconstruire une image à partir de la méthode GRAPPA 2D réalisée dans le domaine image.

Mots clés : IRM parallèle, reconstruction, SENSE, GRAPPA, SPIRiT, ESPIRiT, Régularisation, Sensibilité, Autocalibration.

Absract

In this work we talked about the physical basis of MRI, the different methods of image reconstruction by parallel magnetic resonance, and we performed several simulations phantom and real images to validate the study of this project graduation. Before we develop a GUI in Matlab environment applied to the reconstruction of MR images in parallel imaging. The parallel magnetic resonance imaging is a widely used approach in medical applications; it is primarily used to allow a reconstruction of the fastest conventional MRI images from multi-coil under sampled data. The main approaches used in this study are: SENSE, which explicitly uses the sensitivities of the coil, GRAPPA, which makes use of self-calibration learned lines in k-space, SPIRiT, which is based on the GRAPPA algorithm, but using data more effectively. The advantage of this approach is to separate consistencies of constraints: consistency with the calibration and consistency with the data acquisition and Espirit, which requires the combination of both SENSE and GRAPPA methods, it requires the use of sensitivities maps. Explicit sensitivities maps can be found by singular value decomposition of the calibration matrix by selecting only the eigenvectors corresponding to an eigenvalue ≈ 1 .

The object of this work is to study each reconstruction algorithm in parallel magnetic resonance imaging, and introduce improvements for reduced reconstruction time with better image quality. The main objective is to developed a graphical interface for image reconstruction by each method. To reduce the acquisition time, we developed especially an algorithm to reconstruct an image from the 2D GRAPPA method in the image domain.

Keywords: parallel MRI, reconstruction, SENSE, GRAPPA, SPIRiT, ESPIRiT, regularization, Sensitivity, Autocalibration

Notions et abréviations

IRM : Imagerie par Résonance Magnétique

IRMp : Imagerie par Résonance Magnétique parallèle

RMN : Résonance magnétique nucléaire

FID : signal de précession libre

FFT : Transformée de Fourier

IFFT : Transformée de Fourier Inverse

B0 : champ magnétique statique d'intensité B0

B1 : champ électromagnétique radio fréquence

γ : Le rapport gyromagnétique

ν_0 : 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 : l'hétérogénéité du champ magnétique B

T_2^* : Le temps de relaxation transversale résultant

TE : temps d'échos

TR : Le temps de répétition

Gs: Sélection de coupe

FOV: Field of View

Δk : La fréquence spatiale

RF : radiofréquence

Nc : nombre des antennes

SENSE : Sensitivity Encoding

GRAPPA: GeneRalized Autocalibrating Partially Parallel Acquisitions

N_{blocs} : nombre de bloc

ACS : autocalibration

2D : deux dimensions

SPIRiT : Itérative Self-consistent Parallel Imaging Reconstruction

Notions et abréviations

CG : gradient conjugué

POCS : projection onto convex set

ESPIRIT : Eigenvalue Itérative Self-consistent Parallel Imaging Reconstruction

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

Tables des matières

Remerciements

Résumé

Notation et abréviation

Introduction générale

Chapitre I : Imagerie par résonance magnétique1

I.1. Introduction	2
I.2. principe physique de l'IRM	2
I.3. Phénomènes de relaxation	4
I.3.1. Relaxation longitudinale.....	4
I.3.2. Relaxation transversale.....	5
I.4. Equation de Bloch.....	6
I.4.1. Repère tournant	6
I.5. Détection du signal RMN	7
I.6. Séquences utilisées en IRM	8
I.6.1 Séquence écho de spin	8
I.6.1.1 Temps de répétition T_R	9
I.6.1.2 Temps d'écho T_e	9
I.6.2. Séquence Echo de gradient	10
I.7. Encodage spatial du signal	11
I.7.1. Sélection de coupe	11
I.7.2 Encodage	11
I.7.2.1 Encodage de phase	12
I.7.2.2 Encodage de fréquence	13
I.7.3 Echantillonnage de l'espace k	13
I.8 conclusion	16
Chapitre II : Etat de l'art des méthodes de reconstruction en imagerie parallèle17	
II.1. Introduction.....	18
II.2. Principe de l'IRMp.....	18
II.3. Antennes en réseau phasé.....	18

Tables des matières

II.4. Intérêt de l'imagerie parallèle en IRM	19
II.5. Acquisition de l'espace k des images.....	20
II.6. Sous-échantillonnage de l'espace k.....	20
II.7. Reconstruction des images	21
II.8. Estimation des cartes de sensibilités des antennes	21
II.9. Reconstruction SENSE	23
II.9.1. Régularisation de Tikhonov dans le domaine spatial	23
II.10. Reconstruction SENSE 2D	24
II.11. Reconstruction GRAPPA	25
II.12. Reconstruction GRAPPA 2D.....	27
II.13. Reconstruction SPIRiT	29
II.13. 1. Cohérence de calibration	30
II.13. 2. Cohérence des données	30
II.13.3. Formulation des contraintes d'optimisation	31
II.14. Reconstruction ESPIRiT	32
II.14.1. Matrice de calibration et Reconstruction de l'espace nul	33
II.14.2 Carte sensibilité comme un problème de valeur propre	37
II.15. Implémentation utilisant Soft-SENSE	39
II.16. Conclusion	40
Chapitre III : Résultats expérimentaux des méthodes de reconstruction : SENSE 1D, SENSE 2D, GRAPPA, GRAPPA 2D	41
III.1. Introduction.....	42
III.2. Rapport signal sur bruit(SNR)	42
III.3. L'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE)	42
III.4. Indice de similarité Structurale moyen(MSSIM)	43
III.5. Résultats et discussion	44

Tables des matières

III.6. Reconstruction SENSE	44
III.6.1. Expérience sur l'image fantôme	45
III.6.2. Expérience sur des données réelles	50
III.6.2.1 SENSE sans régularisation	50
III.6.2.2 SENSE avec régularisation	50
III.7. Reconstruction SENSE 2D	51
III.7.1 Nombre d'itération	51
III.7.1. Taille de la fenêtre	52
III.8. Reconstruction GRAPPA 1D	57
III.8.1. Expérience sur l'image Phantom	59
III.8.2. Expérience sur l'image IRM	61
III.9. Reconstruction GRAPPA 2D	62
III.9.1. Reconstruction GRAPPA 2D sur l'image Phantom	65
III.9.2. Reconstruction GRAPPA 2D sur l'image brain	67
III.10. Conclusion	69
Chapitre IV : Développement d'une interface graphique	70
IV.1. Introduction	71
IV.2. Présentation du guide	71
IV.3. Présentation du simulateur	74
IV.4. Résultats expérimentaux	81
IV.4.1 SENSE 1D	81
IV.4.2. GRAPPA	82
IV.4.3. GRAPPA dans le domaine image	84
IV.4.4 SPIRiT	87
IV.4.5 Reconstruction ESPTRIT	94

Tables des matières

IV.5 Conclusion	100
-----------------------	-----

Liste des figures

Figure(I.1) : orientations de spins en absence(a)et en présence(b) d'un champ magnétique.....3

Figure I.2 : orientation de vecteurs magnétisation \vec{M} , avant (a) et après(b) excitation.....4

Figure I.3 :Temps de relaxation T_15

Figure I.4 : temps de relaxation T_25

Figure I.5 :la différence entre T_2 et T_2^* 6

Figure I.6 : Chronogramme de la séquence écho de spin.....9

Figure I.7 : le temps de répétition T_r9

Figure (I.8):Chronogramme de la séquence écho de gradient.... 10

Figure (I.9) : Sélection d'une coupe dans un volume par impulsion RF sélective de largeur de bande Δf , couplée à un gradient de champ magnétique d'intensité G_x11

Figure (I.10) : Sélection d'une impulsion 90° avec un gradient de sélection de coupe.....12

Figure (I.11) : Sélection du gradient de codage de phase.....12

Figure (I.12) : Sélection du gradient de codage de fréquence.....13

Figure (I.13) : l'espace de l'image et son espace k complet.....14

Figure(I.14) : Espace-k. δK_x et δk_y représentent respectivement la résolution de la fréquence spatiale selon k_x et K_y . K_{xmax} et K_{ymax} sont respectivement les valeurs maximales atteintes dans l'espace-k selon k_x et K_y14

Figure(I.15) : Échantillonnage 2DFT dans l'espace-k.....15

Figure(I.16) :Sous-échantillonnage de l'espace de Fourier16

Figure II.1 : Un objet imagé simultanément par N_c antennes en réseau phasé donnant lieu à N_c images, une pour chaque canal Figure II.1 : a) quatre antennes et b) 8antennes18

Figure II.2 : Exemple d'antenne dédiée à 8 canaux utilisée en IRM cardiaque19

Figure II.3 Illustration d'un système d'IRM parallèle	20
Figure II.4 :Sous-échantillonnage et repliement.....	21
Figure II.5 : Cartes de sensibilité estimées des antennes à partir d'IRM in-vivo	22
Figure II.6: Principe de reconstruction des images par la méthode SENSE en IRM parallèle.....	23
Figure (II.7) : SENSE réduite dans chacune des deux directions PE. (A) Objet circulaire à champ de vue complet. (B) l'image à FOV réduit. Les quatre pixels équidistants indiqués dans	24
Figure(II.8) : Description de la méthode de reconstruction GRAPPA pour un facteur d'accélération $R = 2$, une ligne ACS, 4 canaux de réception et $N_{\text{blocs}} = 2$. Les coefficients calculés en utilisant la régression indiquée par les flèches rouges permettent de déterminer les signaux non acquis de l'antenne C_3 , comme l'indiquent les flèches violettes.....	25
Figure (II.9): Reconstruction GRAPPA avec une fenêtre coulissante dans la direction de codage de lecture $N_x = 6$	27
Figure (II.10) : Combinaison linéaire des données d'espaces k voisines acquises de toutes les bobines.....	28
Figure (II.11) : Reconstruction de la nouvelle GRAPPA avec une région de calibration.....	28
Figure (II.12) : L'organisation des données, d'indexation et les opérateurs qui sont utilisés.....	34
Figure (II.13) : décomposition en valeurs singulière (Singular value decomposition) SVD de la matrice de calibration	35
Figure (II.14) : Construction des matrices g_q : moyen efficace pour calculer les valeurs et les vecteurs propres de	38
Figure (III. 1): 8 cartes de sensibilité	44
Figure (III. 2) : SNR en fonction du facteur d'accélération R, avec et sans régularisation	45
Figure (III. 3) : NMSE en fonction du facteur d'accélération R, avec et sans régularisation.....	45
Figure (III. 4) : MSSIM en fonction du facteur d'accélération R, avec et sans régularisation.....	46

Figure (III. 5) : Images reconstruite et leurs différences avec l'image de référence pour différente facteurs d'accélération R=2, 4, 6, 8.....	47
Figure (III. 6) : Images fantôme reconstruite avec régularisation ($\lambda=0.00088$) et leurs différences avec l'image de référence pour différente facteurs d'accélération R=2, 4, 6, 8....	48
Figure (III. 7) : Images IRM reconstruites et leurs différences avec l'image de référence pour différente facteurs d'accélération R=2, 4, 6, 8.....	49
Figure (III. 8) : Images IRM reconstruites avec régularisation ($\lambda=0.00088$) et leurs différences avec l'image de référence pour différente facteurs d'accélération R=2, 4, 6, 8....	50
Figure(III. 9): NMSE en fonction du nombre d'itération.....	51
Figure (III. 10): NMSE en fonction de la taille de fenêtre.....	51
Figure (III. 11) : SNR (avec et sans régularisation) en fonction du facteur d'accélération	52
Figure (III. 12) : La différence entre les images fantômes reconstruites sans régularisation et l'image de référence. Pour différents facteurs d'accélération R=2*2,4*4,6*6,8*8.....	53
Figure (III. 13): La différence entre les images fantômes reconstruites avec régularisation et l'image de référence pour différents facteurs d'accélération R=2*2,4*4,6*6,8*8.....	54
Figure (III. 14.a) : Reconstruction SENSE 2D sans régularisation sur les images IRM.....	55
Figure (III. 14.b) : Reconstruction SENSE 2D avec régularisation sur les images IRM.....	55
Figure (III. 15): SNR en fonction du facteur d'accélération avec un nombre de blocs de 2 et 4.....	56
Figure (III. 16): NMSE en fonction du facteur d'accélération avec un nombre de blocs de 2 et 4.....	57
Figure (III. 17) : MSSIM en fonction du facteur d'accélération.....	57

Figure (III. 18) : Images fantôme reconstruites par GRAPPA avec 2 blocs en fonction de R. En gauche : images références, images reconstruites et En droite : différence entre image reconstruite et image référence.....	59
Figure (III. 19) : Images fantôme reconstruites par GRAPPA avec 2 blocs en fonction de R. En gauche : images références, images reconstruites et En droite : différence entre image reconstruite et image référence.....	60
Figure (III. 20) : Images IRM reconstruite avec 4 blocs et leurs différences avec l'image de référence pour différents facteurs d'accélération R=2, 4, 6,8.haut : les images reconstruite, bas : la différence entre l'image reconstruite et l'image référence.....	61
Figure (III. 21) : NMSE en fonction de la taille de la fenêtre.....	62
Figure (III. 22) : SNR (avec et sans régularisation) en fonction du facteur d'accélération...	62
Figure (III. 23) : NMSE (avec et sans régularisation) en fonction du facteur d'accélération.....	63
Figure (III. 24) : MSSIM (avec et sans régularisation) en fonction du facteur d'accélération.....	63
Figure (III. 25) : la différence entre les images reconstruites sans régularisation et l'image de référence. Pour différents facteurs d'accélération R=2*2,4*4,6*6,8*8.....	65
Figure (III. 26) : la différence entre les images reconstruites avec régularisation et l'image de référence. Pour différents facteurs d'accélération R=2*2,4*4,6*6,8*8.....	66
Figure (III. 27.a) : Reconstruction GRAPPA 2D sans régularisation sur les images IRM et leurs différences avec l'image référence.....	67
Figure (III. 27.b) : Reconstruction GRAPPA 2D avec régularisation sur les images IRM et leurs différences avec l'image référence.....	67
Figure(IV.1) : organigramme de logiciel.....	70
Figure (IV.2.a) : organigramme de la méthode SENSE 1D.....	70

Figure (IV.2.a) : organigramme de la méthode SENSE 2D.....	70
Figure (IV.2.c) : organigramme de la méthode GRAPPA 1D et 2D.....	71
Figure (IV.2.d) : organigramme de la méthode ESPIRiT	71
Figure (IV.2.e) : organigramme de la méthode SPIRiT.....	71
Figure (IV.2.f) : organigramme de la méthode GRAPPA dans le domaine image.....	72
Figure(IV.3) : Structure de l'interface	73
Figure(IV.4) : SENSE 1D sans et avec régularisation.....	73
Figure(IV.5) : SENSE 1D et SENSE 2D.....	74
Figure(IV.6) : GRAPPA 2D sans et avec régularisation.....	75
Figure(IV.7) : GRAPPA 1D et 2D.....	75
Figure(IV.8) : reconstruction SPIRiT.....	76
Figure(IV.9) : reconstruction ESPIRiT.....	77
Figure(IV.10) : reconstruction GRAPPA dans le domaine image.....	78
Figure(IV.11) : comparaison entre les différentes méthodes.....	79
Figure(IV.12) : Courbe en L.....	79
Figure(IV.13) : résultat de la reconstruction entre SENSE 1D et 2D.....	80
Figure(IV.14) : Courbe en L.....	81
Figure(IV.15) : résultat de GRAPPA sans et avec régularisation.....	81
Figure(IV.16) : résultat de la reconstruction GRAPPA 1D et 2D.....	82
Figure(IV.17) : Les images fantôme et brain reconstruites par GRAPPA dans le domaine image pour les différents facteurs d'accélération R.....	84
Figure(IV.18) : résultat de la reconstruction GRAPPA dans le domaine image.....	85
Figure(IV.19) : Synoptique de la technique de reconstruction SPIRiT.....	85

Figure(IV.20) : NMSE en fonction de nombre d'itération.....	87
Figure(IV.21) : NMSE en fonction de la taille de noyau.....	87
Figure(IV.22) : Méthode SPIRiT en fonction de nombre d'itération CG ainsi que GRAPPA 2D, SPIRiT avec régularisation pour les différentes tailles du noyau et leurs paramètres optimale.....	88
Figure(IV.23) : Méthode de reconstruction SPIRiT _{cg} et SPIRiT _{pocs}	88
Figure(IV.24) : Les images IRM reconstruites par la méthode SPIRiT utilisant le gradient conjugué avec celle utilisant la projection onto convex set (POCS : voir tableau 1) ainsi que l'image reconstruite par la méthode GRAPPA.....	89
Figure(IV.25.a) : NMSE en fonction de nombre d'itération de la reconstruction GRAPPA pour les deux accélérations 3,5.....	89
Figure(IV.25.b) : NMSE en fonction de nombre d'itération de la reconstruction SPIRiTPOCS pour les deux accélérations 3,5.....	90
Figure(IV.25.c) : NMSE en fonction de nombre d'itération de la reconstruction SPIRiTCG pour les deux accélérations 3,5.....	90
Figure(IV.26) : variation de la reconstruction SPIRiT (CG, POCS) selon les deux accélérations 3 et 5 comparants avec GRAPPA.....	91
Figures (IV.27) : Organigramme de la reconstruction ESPIRiT.....	93
Figure(IV.28) : Décomposition en valeurs singulières (SVD) de la matrice de calibration...	94
Figure (IV.29) : les cartes de sensibilité utilisant la décomposition en valeurs propres.....	94
Figure (IV.30) : les cartes des valeurs propres.....	96
Figure (IV.31) : Les images IRM reconstruites par la méthode ESPIRiT pour les différentes valeurs de seuil des vecteurs propres dans l'espace-k.....	96
Figure(IV.32) : Images brain. Données entièrement échantillonnés à partir d'une bobine à huit canaux ont été sous-échantillonnés par des facteurs de 2×2 et 3×2	97
Figure (IV.33) : la reconstruction SENSE, ESPIRiT et GRAPPA.....	98

Liste des figures

Introduction générale

L'imagerie par résonance magnétique (IRM), est une modalité capable de produire des images du corps humain, ou de tout système biologique, de manière non-invasive, Autrement-dit l'image produite par IRM provient de la mesure du signal de résonance magnétique nucléaire (RMN) : donc c'est un phénomène physique.

L'imagerie par résonance magnétique, consiste à réaliser des images du corps en le plaçant dans un champ magnétique (avec un gros aimant) où il est soumis à des ondes de radiofréquence. Aucune radiation ionisante n'est donc utilisée.

L'acquisition des images IRM (conventionnelle) 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. Une des questions d'actualité en IRM est donc celle de la réduction du temps d'acquisition des données en conservant une bonne qualité des images. Dans cette optique, des techniques d'imagerie rapide ont été élaborées pour réduire le temps d'acquisition, l'imagerie par résonance magnétique parallèle (IRMp) est l'une de ces techniques qui sont apparues depuis les années 90.

Ce type d'imagerie consiste en général à réduire le nombre de lignes acquises de l'espace k et à utiliser des connaissances a priori sur l'objet ou l'organe imagé en vue de retrouver les données non acquises. Afin de réduire le temps lors de l'acquisition d'une séquence d'image, un sous-échantillonnage a été appliqué dans l'espace k , à savoir qu'on acquiert qu'une ligne sur R (facteur d'accélération) lignes. L'objectif de ce mémoire est de développer une interface graphique permettant la reconstruction des images IRM par différentes approches utilisées en imagerie parallèle telles que SENSE, GRAPPA, SPIRiT et ESPIRiT. Toutes les applications ont été regroupées dans une interface réalisée sur Matlab2009 avec le guide dans le but de faciliter l'exécution des applications.

Dans le premier chapitre, nous allons présenter brièvement, le principe physique de l'imagerie par résonance magnétique (IRM). A ce propos, nous allons présenter les différentes étapes de l'acquisition du signal IRM et de la formation d'une image afin de mieux comprendre par la suite le problème de la reconstruction. Le deuxième chapitre, présente l'état de l'art des méthodes de reconstruction en imagerie parallèle. Nous allons détailler le principe et l'intérêt de l'imagerie par résonance magnétique parallèle (IRMp). Nous expliquerons le mécanisme de la reconstruction des images par différentes méthodes, soit des méthodes basées sur l'estimation des cartes de sensibilité telle que SENSE ou bien des méthodes utilisant des lignes d'autocalibration telle que GRAPPA, ces deux méthodes sont les plus utilisées dans la

pratique clinique. Nous allons détailler par la suite une autre méthode a des propriétés similaires à GRAPPA mais elle utilise les données de manière plus efficace appelé SPIRiT ainsi qu'une nouvelle approche qui fait l'association des deux méthodes SENSE et GRAPPA telle que ESPIRiT.

Dans le troisième chapitre nous présenterons les algorithmes et les résultats de reconstruction SENSE et GRAPPA. Grâce aux limites de ces deux méthodes de reconstruction, nous allons introduit d'autres méthodes de reconstruction telles que SENSE 2D et GRAPPA 2D utilisant un sous échantillonnage selon les deux directions d'encodages de phase et ceci dans le but de réduire le temps de reconstruction ainsi d'améliorer la qualité de l'image. Nous allons détailler les étapes de chaque méthode par lesquelles nous nous sommes passés pour effectuer une reconstruction. Nous définirons aussi les paramètres de performance permettant d'étudier la qualité d'images fournies par ces méthodes de reconstruction. Les images reconstruites seront analysé en étudiant les paramètres suivant : rapport signal sur bruit (SNR), l'erreur quadratique moyenne (NMSE) et l'indice de similarité moyenne (MSSIM).

Dans le chapitre quatre, nous allons développer un logiciel sous environnement Matlab appliqué à la reconstruction des images IRM par les différentes méthodes de reconstruction : SENSE, GRAPPA, SPIRiT et ESPIRiT. Nous décrirons toutes les étapes nécessaires par lesquelles nous nous sommes passés pour effectuer une reconstruction. Le logiciel permet d'étudier l'effet de la régularisation sur les méthodes SENSE et GRAPPA, il compare les méthodes SENSE 1D et SENSE 2D ainsi que les méthodes GRAPPA 1D et GRAPPA 2D. Le logiciel développé permet aussi d'étudier les deux méthodes de reconstruction SPIRiT et ESPIRiT. Les résultats de chaque méthode seront représentés par des paramètres de performance. Afin de réduire le temps d'acquisition, nous proposerons en particulier un algorithme de reconstruction permettant de reconstruire une image à partir de la méthode GRAPPA 2D réalisée dans le domaine image, les résultats seront comparé avec les résultats trouvés auparavant.

Chapitre I

Imagerie par résonance magnétique

I.1. Introduction

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) est une technique d'imagerie non-invasive, dépourvue d'effet ionisant (radioactivité). Cette technique permet d'obtenir des coupes anatomiques de différents organes selon une orientation libre du plan d'acquisition [1].

Dans ce premier chapitre, nous allons présenter brièvement, le principe de l'imagerie par résonance magnétique (IRM), les séquences les encodages utilisés pour notre étude. A ce propos, afin de mieux comprendre par la suite le problème de la reconstruction.

I.2. principe physique de l'IRM

Les noyaux atomiques sont dotés d'un mouvement cinétique interne, appelé spin, qui leur confère sous certaines conditions (nombre impair de nucléons) un moment magnétique nucléaire ($\vec{\mu}$).

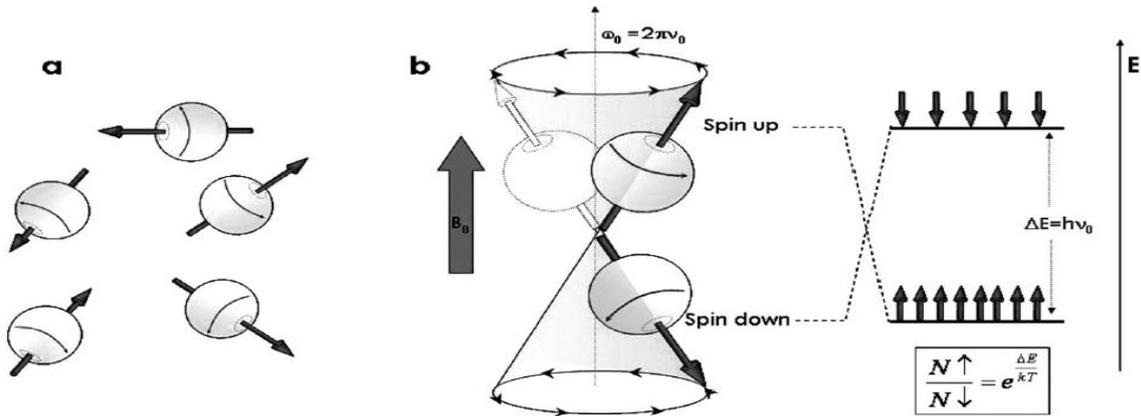
À l'état naturel, la somme vectorielle des moments magnétiques individuels de tous les protons du système (appelée magnétisation macroscopique M) est nulle, du fait de leur orientation aléatoire (figure I.1a). En présence d'un champ magnétique extérieur \vec{B}_0 , les moments magnétiques individuels s'orientent par rapport à l'axe défini par \vec{B}_0 de manière à former un angle constant avec celui-ci (figure I.1b).

Deux orientations dites « parallèle », ou « spin up », et « antiparallèle », ou « spin down », deviennent alors possibles et désignent respectivement les dispositions relatives des vecteurs \vec{B}_0 et ($\vec{\mu}$) conduisant à un produit scalaire positif et négatif. Les noyaux ainsi orientés sont animés d'un mouvement de précession autour de l'axe défini par \vec{B}_0 , similaire à celui d'une toupie (figure I.1 (b)). La vitesse angulaire de précession (ω_0) est reliée au champ magnétique \vec{B}_0 et à la nature du noyau au travers de la constante gyromagnétique :

$$\gamma = \omega_0/B_0 = 2\pi\nu_0/B_0 \text{ (I.1)}$$

Où ν_0 est la fréquence du mouvement.

La présence du champ magnétique induit la séparation des noyaux en deux catégories associées aux niveaux énergétiques différents. L'énergie des protons (parallèles) est inférieure à celle des protons (antiparallèles). La différence entre ces énergies vaut $\Delta E = h\nu_0$ (avec ν_0 fréquence de précession, ou de Larmor). La population de noyaux dans ces deux catégories est différente. Le niveau énergétique le plus favorable est celui le plus peuplé, d'après la loi de Boltzmann.



Figure(I.1) : orientations de spins en absence(a)et en présence(b) d'un champ magnétique.

La magnétisation macroscopique $\vec{M} = \sum \vec{\mu}$ (en présence d'un champ magnétique \vec{B}_0) n'est pas nulle. Le vecteur \vec{M} est dirigé selon l'axe défini par le vecteur \vec{B}_0 (supposé en coïncidence avec l'axe Oz). De ce fait, \vec{M} a une composante non nulle (M_z sur la figure I.2(a)). La composante transversale M_{xy} est nulle (les noyaux individuels sont déphasés et la somme de leurs composantes dans le plan XY devient nulle).

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

- certains protons parallèles (cône supérieur) suite à l'absorption du rayonnement électromagnétique subissent une inversion de spin et passent dans le niveau d'énergie supérieur (cône de précession inférieur), (figure I.2b) ;
- les spins ainsi inversés et initialement déphasés effectuent une précession en phase (figure I.2b).

En conséquence, le vecteur de magnétisation macroscopique bascule, faisant un certain angle par rapport à cet axe (figure I.2(b)). Il possède ainsi deux composantes : une composante longitudinale M_z et une composante transversale M_{xy} non nulle.

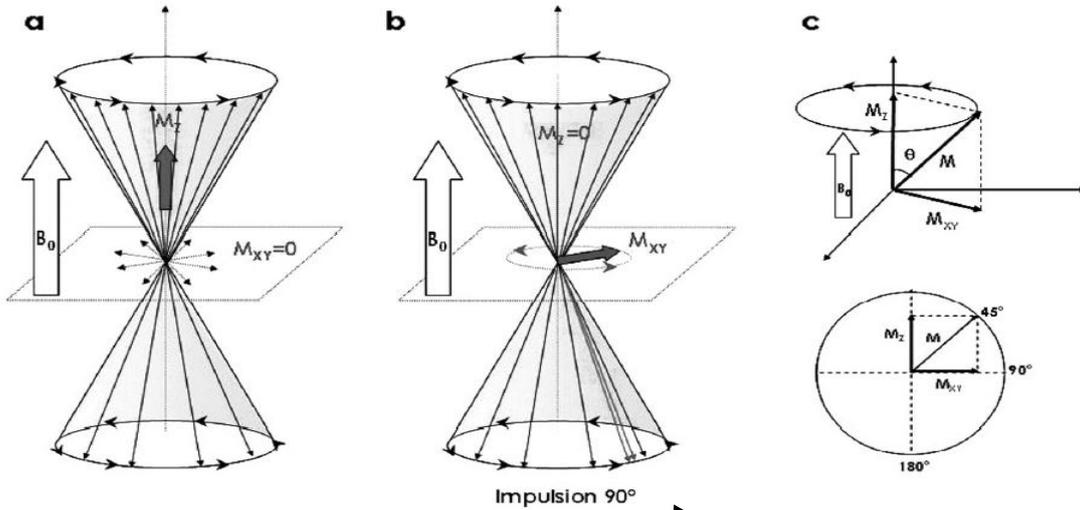


Figure (I.2) : orientation de vecteur magnétisation M , avant(a) et après(b) excitation.
Représentation du vecteur M (c).

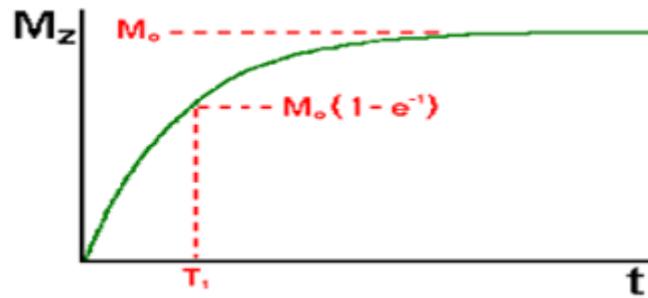
La durée de l'impulsion radiofréquence (de l'ordre de milliseconde) détermine le nombre de spins qui basculent. On parlera d'une impulsion de 90° si les populations de spins parallèles et antiparallèles s'égalisent ($M_z=0$, $M_{xy}\neq 0$, conséquent de la mise en phase des protons, figure I.2(b)) et d'une impulsion de 180° lorsqu'il conduit à l'inversion de populations (M_z dirige selon le sens négatif de l'axe Oz, $M_{xy}\neq 0$, à cause de la mise en phase des spins). La composante transversale génère un courant induit mesurable grâce à une bobine placée dans le plan perpendiculaire à B_0 [2].

I.3 Phénomènes de relaxation

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

I.3.1 Relaxation longitudinale ou spin-réseau, est la conséquence du transfert d'énergie vers le milieu qui accompagne le phénomène de désexcitation. Elle est caractérisée par le temps de relaxation T_1 , qui mesure le retour à la valeur initiale de M_z , suivant une loi exponentielle comme montre la figure I.3.

$$M_z = M_0 (1 - e^{-t/T_1}) \quad (I.2)$$



Figure(I.3) : Temps de relaxation T_1 .

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

I.3.2 Relaxation transversale ou spin-spin, est liée au transfert d'énergie entre spins voisins, qui se traduit par un déphasage progressif des spins, mis en phase par l'impulsion d'excitation. Ce processus s'accompagne de la diminution de la composante M_{xy} qui tend vers zéro (figure I.4) selon la loi :

$$M_{xy} = M_{xy0} e^{-t/T_2} \quad (\text{I.3})$$

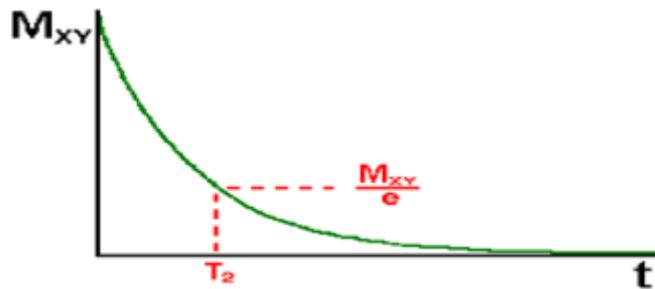


Figure (I.4) : temps de relaxation T_2 .

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

Le signal FID introduit à la Figure I.5 présenterait une décroissance en T_2 si le champ \vec{B}_0 était parfaitement homogène. Dans la réalité, un nombre de facteurs influencent l'hétérogénéité du champ statique \vec{B}_0 . Parmi ces facteurs, nous pouvons énumérer entre autres : l'hétérogénéité propre à \vec{B}_0 ainsi que la différence de susceptibilité aux interfaces entre milieux différents. Ces hétérogénéités, notées, vont modifier la constante de temps relative à la disparition de l'aimantation transversale, c'est-à-dire, cette nouvelle constante est reliée à sous certaines hypothèses par la relation :

$$1/T_2^* = (\gamma \cdot \Delta B) + 1/T_2 \quad (\text{I.4})$$

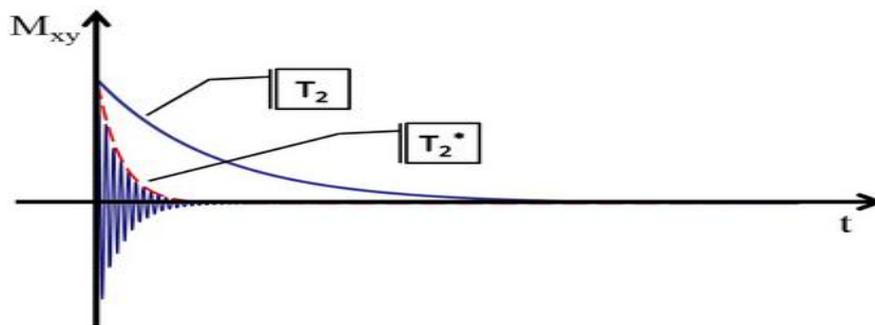


Figure (I.5) : la différence entre T_2 et T_2^*

I.4 Equation de Bloch

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

$$\frac{d\vec{M}}{dt} = \gamma \vec{M} \times \vec{B} - (\vec{M}_x \hat{x} + \vec{M}_y \hat{y})/T_2 - (\vec{M}_z \hat{z} - M_0)/T_1 \quad (\text{I.5})$$

Cette équation fait intervenir les temps de relaxation longitudinale et transversale, respectivement, T_1 et T_2 [3].

I.4.1 Repère tournant

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

unitaires de direction. Ainsi, pour passer du repère statique au repère tournant, la transformation suivante est utilisée:

$$\begin{cases} \vec{x}' = \cos(\omega t) \vec{x} - \sin(\omega t) \vec{y} \\ \vec{y}' = \sin(\omega t) \vec{x} + \cos(\omega t) \vec{y} \\ \vec{z}' = \vec{z} \end{cases} \quad (\text{I.6})$$

Ainsi, on peut très facilement montrer que la magnétisation $\vec{M}' = (M_{x'}, M_{y'}, M_{z'})^t$ dans le repère tournant peut s'écrire en fonction de $\vec{M} = (M_x, M_y, M_z)^t$ de la manière suivante :

$$\begin{pmatrix} M_{x'} \\ M_{y'} \\ M_{z'} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos(\omega t) & -\sin(\omega t) & 0 \\ \sin(\omega t) & \cos(\omega t) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} M_x \\ M_y \\ M_z \end{pmatrix} \quad (\text{I.7})$$

La fréquence angulaire ω du repère tournant peut être prise égale à la fréquence de Larmor ω_0 . Dans le repère tournant, le champ RF peut s'exprimer de la façon suivante

$$\begin{pmatrix} B_{1,x'} \\ B_{1,y'} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos(\omega t) & -\sin(\omega t) \\ \sin(\omega t) & \cos(\omega t) \end{pmatrix} \quad (\text{I.8})$$

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

$$\frac{\partial \vec{M}}{\partial t} = \gamma \vec{M}' \times \vec{B}_{eff} - \frac{M_{x'} \vec{x}' + M_{y'} \vec{y}'}{T2} - \frac{(M_{z'} \vec{z}' - M_0)}{T1} \quad (\text{I.9})$$

Avec

$$\vec{B}_{eff} = \vec{B}' + \frac{\vec{\omega}}{\gamma} \quad (\text{I.10})$$

Le champ \vec{B}' représente le champ magnétique vu par la magnétisation au moins composé de B_0 et/ou B_1 exprimés dans le repère tournant. Le champ $\vec{\omega} = -\omega \vec{Z}$ est un champ fictif utile pour simplifier le comportement de M' [3].

I.5 Détection du signal RMN

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

ou plus précisément, comment convertir ce moment magnétique tournant en un signal électrique.

La précession de l'aimantation transversale est détectée à l'aide de deux antennes orthogonales (suivant les directions x et y respectivement), pour lesquelles la fréquence du signal de référence a été ajustée à celle de l'onde porteuse de l'excitation RF. Les phases des signaux de référence sont choisies telles que l'une soit égale à celle de l'onde porteuse de l'excitation RF et l'autre orthogonale à celle-ci. Les fréquences mesurées étant distribuées autour de f_0 , le détecteur délivrera la même distribution mais, cette fois ci, centrée autour de 0 après la démodulation à f_0 [3].

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

$$S(t) = M_x(t) + iM_y(t) = M_{xy} e^{i(2\pi f_0 t + \phi)} \quad (\text{I.11})$$

Où M_{xy} et ϕ représentent respectivement l'amplitude et la phase du signal.

Ce signal subit non seulement l'influence des paramètres physiques intrinsèques de l'objet à imager mais aussi celle des paramètres d'acquisition[3.4].

La réalisation de l'image se fait par un signal RMN, mais la qualité de l'image dépend de la séquence utilisée.

I.6. Séquences utilisées en IRM

Il existe deux grandes familles de séquences en IRM, celle des échos de spin (ou spin écho) et celle des échos de gradients (ou gradient écho).

I.6.1 Séquence écho de spin

La séquence écho de spin est constituée par un enchaînement : impulsion de 90° – impulsion de 180° de rephasage à $T_E/2$ – lecture du signal à T_E (Temps d'écho). Cet enchaînement est répété à chaque intervalle de temps T_R (Temps de Répétition). A chaque répétition, une ligne de l'espace K est remplie, grâce à un codage de phase différent. L'impulsion de rephasage de 180° permet de compenser les hétérogénéités de champ constantes et d'obtenir un écho pondéré en T_2 et non en T_2^* (figure I.6) [5.6.7].

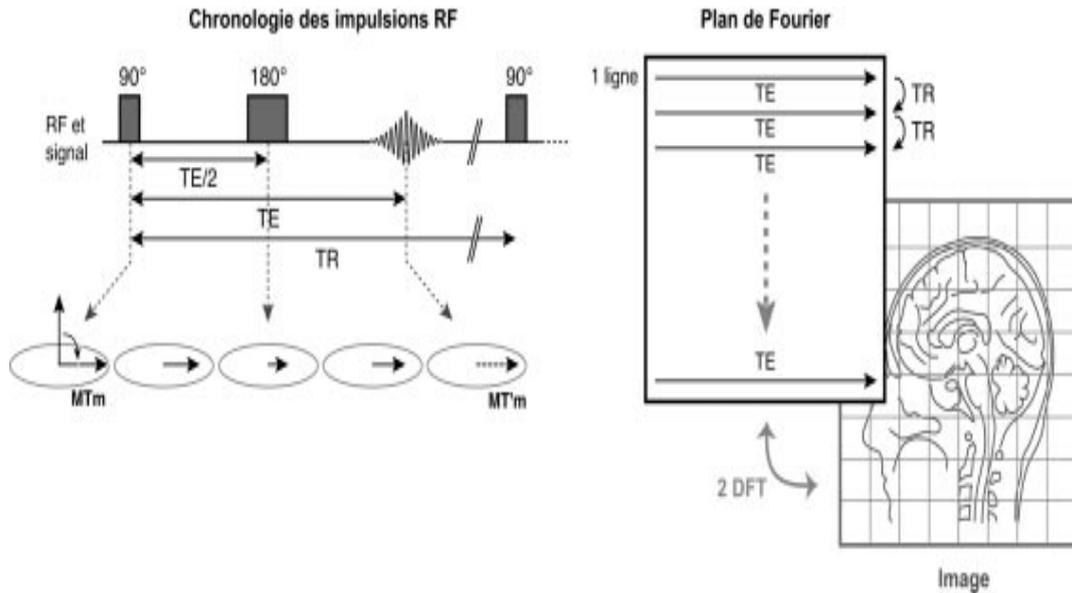


Figure (I.6) : Chronogramme de la séquence écho de spin

I.6.1.1 Temps de répétition T_R

Le temps de répétition (T_R) est l'intervalle de temps entre deux ondes RF de 90° successives (figure I.7). Il conditionne la relaxation longitudinale des tissus explorés (qui dépend du T_1). Plus le T_R est long et plus la repousse de l'aimantation longitudinale est complète (M_z tend vers M_0). La diminution du T_R va pondérer l'image en T_1 puisque des différences entre les tissus vont être mises en évidence. En Echo de spin classique, après un temps T_R , une seule ligne de l'espace K va être acquise. La répétition des T_R est donc responsable de la durée de la séquence.

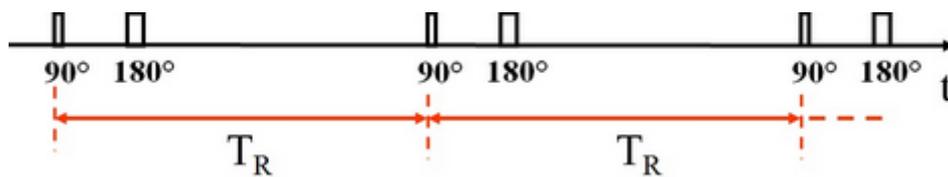


Figure (I.7) : Temps de répétition T_R

I.6.1.2 Temps d'écho T_E

Le temps d'écho (T_E) est l'intervalle de temps entre la bascule de 90° et le recueil de l'écho, le signal provenant de l'aimantation transversale. La décroissance de l'aimantation transversale se fait suivant la constante de temps T_2 de chaque tissu.

La séquence de Echo de Spin T_2 est une séquence Echo de Spin pour laquelle les paramètres T_R et T_E sont optimisés afin de refléter la relaxation T_2 .

Lorsque le T_R est long (supérieur à 2000 millisecondes), la récupération de l'aimantation longitudinale sera complète et lors de la bascule suivante, l'influence du T_1 sur la magnitude du signal sera minimisée. Associé à un T_E est long (80 à 140 millisecondes), les différents tissus seront mieux mis en évidence selon leur T_2 .

I.6.2. Séquence Echo de gradient

Les séquences échos de gradient sont générés en appliquant des gradients de champ magnétique (Figure I.8) 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 [8.9].

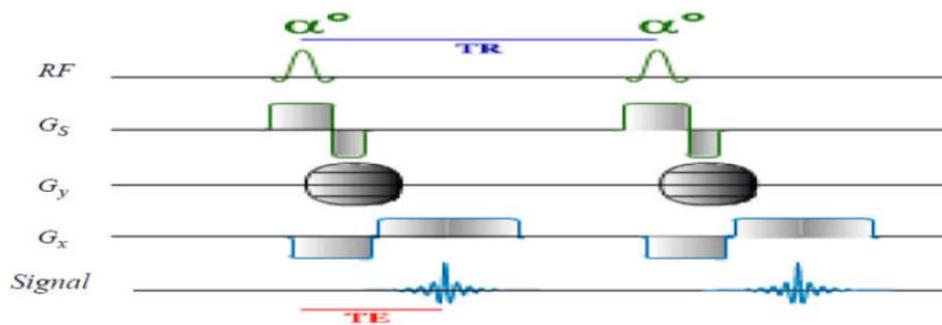


Figure (I.8) : Chronogramme de la séquence écho de gradient

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.7. Encodage spatial du signal

Une image de coupe (2D) est générée grâce à une combinaison d'impulsions RF et de gradients de champ magnétique. Les gradients de champ magnétique qui sont appliqués le long d'axes x, y et z respectivement [10.11.12].

I.7.1. Sélection de coupe

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

$$f(z) = f_0 + (\gamma z / 2\pi) \cdot G_s \quad (I.12)$$

L'impulsion RF, appliquée pendant le gradient de sélection de coupe, permet de sélectionner une coupe comme il est montré sur la Figure I-9[3].

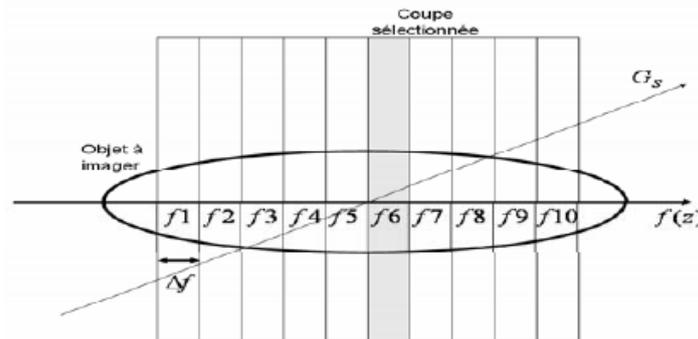


Figure (I.9) : Sélection d'une coupe dans un volume par impulsion RF sélective de largeur de bande Δf , couplée à un gradient de champ magnétique d'intensité G_s .

I.7.2 Encodage

Une fois qu'une partie de l'objet a été excitée par l'impulsion sélective, l'information spatiale peut être encodée dans le signal durant la précession. Le signal émis par l'objet étant un signal exponentiel complexe, l'information spatiale peut être encodée de deux façons, en phase et en fréquence, qui seront : d'une part l'encodage en fréquence selon la direction (Ox) et d'autre part l'encodage en phase selon (Oy) [3].

On suppose que le plan de coupe contient un ensemble de 3×3 vecteurs d'aimantations nettes. En appliquant une impulsion 90° avec un gradient de sélection de coupe, les vecteurs dans le plan XY (figure I.10) tournent à la fréquence de Larmor. Si tous les spins sont soumis à la même intensité du champ magnétique, ils précessent à la même fréquence.

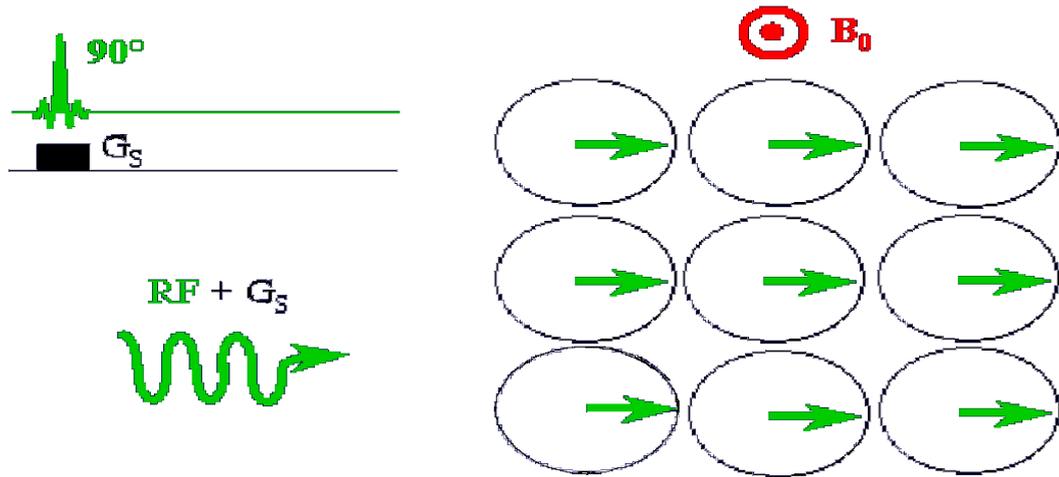


Figure (I.10) : Sélection d'une impulsion 90° avec un gradient de sélection de coupe.

1.7.2.1 Encodage de phase

Le gradient de codage de phase (figure I.11) est appliqué après le gradient de sélection de coupe. On suppose qu'il est appliqué sur l'axe Y, les spins le long de l'axe Y commencent à tourner à différentes fréquences de Larmor ; ils se trouvent à différentes positions. Lorsque le gradient de codage de phase est désactivé, les vecteurs d'aimantation nette tournent avec le même rythme, mais avec des phases différentes.

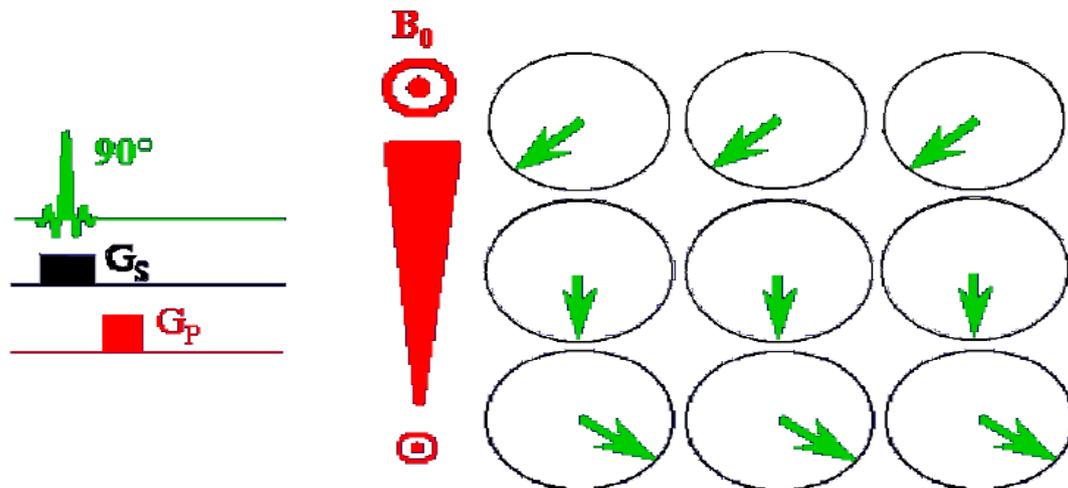


Figure (I.11) : Sélection du gradient de codage de phase.

1.7.2.2 Encodage de fréquence

Lorsque l'impulsion du gradient de codage de phase est désactivée, l'impulsion du gradient de codage de fréquence est activée selon l'axe X (figure I.12). Ce dernier permet la précession des paquets de spins, cette précession dépend de la position des spins le long de l'axe X.

Donc, chaque vecteur d'aimantation parmi les neuf vecteurs est caractérisé par son propre angle de phase et sa fréquence de précession.

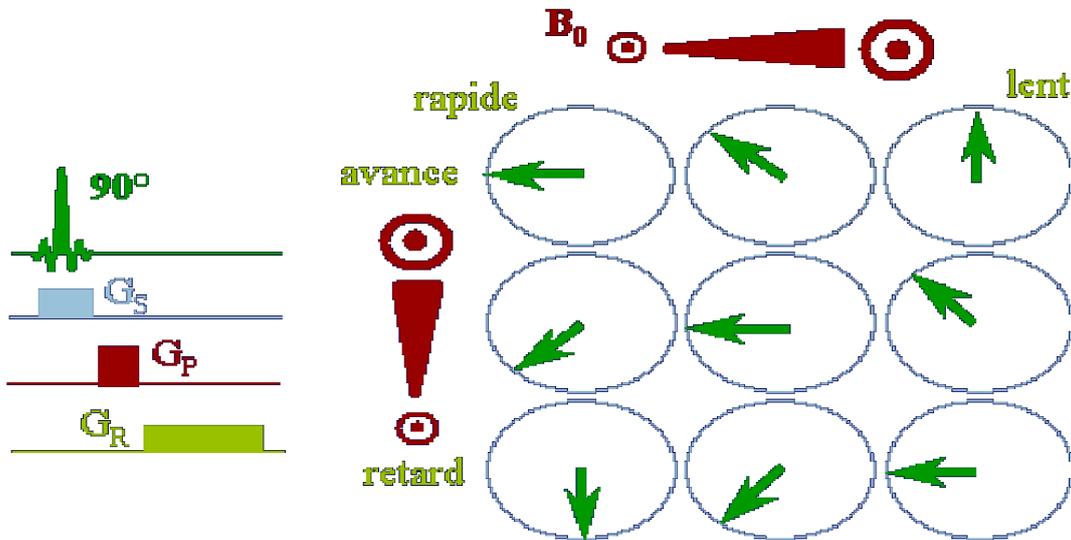


Figure (I.12) : Sélection du gradient de codage de fréquence.

Pour obtenir l'image d'une coupe d'un objet, on va acquérir la transformée de Fourier de cette image (ou données espace k , ou données spectrales, ou encore données brutes). On utilise un gradient de sélection de coupe, selon z pour que seule la coupe désirée soit excitée. Avant l'acquisition de chaque ligne de l'espace k , un gradient de phase selon y est utilisé. Chaque ligne est obtenue en utilisant un gradient de fréquence suivant la direction x et en échantillonnant les signaux acquis par les deux antennes en quadrature pour former un signal complexe. Si l'on souhaite faire une acquisition 3D, le gradient de sélection de coupe est remplacé par un gradient de codage en phase suivant z , pour coder la troisième direction [3].

I.7.3 Echantillonnage de l'espace k

Les signaux ne sont pas mesurés de manière continue mais à des intervalles de temps discrets. Cet échantillonnage discret conduit à une distribution ambiguë des fréquences au-delà d'un certain seuil. La fréquence de seuil, appelée la fréquence de Nyquist, détermine la largeur de bande dans laquelle le signal se produira. L'espace- k est défini par deux directions K_x et k_y . Les variations en fonction du temps de $K_x(t)$ et $k_y(t)$ définissent une trajectoire dans le domaine des fréquences spatiales. Cette trajectoire détermine la façon dont l'espace- k est parcouru (figure I.13) [5].

On définit :

$$k_x(t) = \frac{y}{2\pi} \int_0^t G_x(t') dt' \quad \text{et} \quad k_y(t) = \frac{y}{2\pi} \int_0^t G_y(t') dt' \quad (\text{I.13})$$

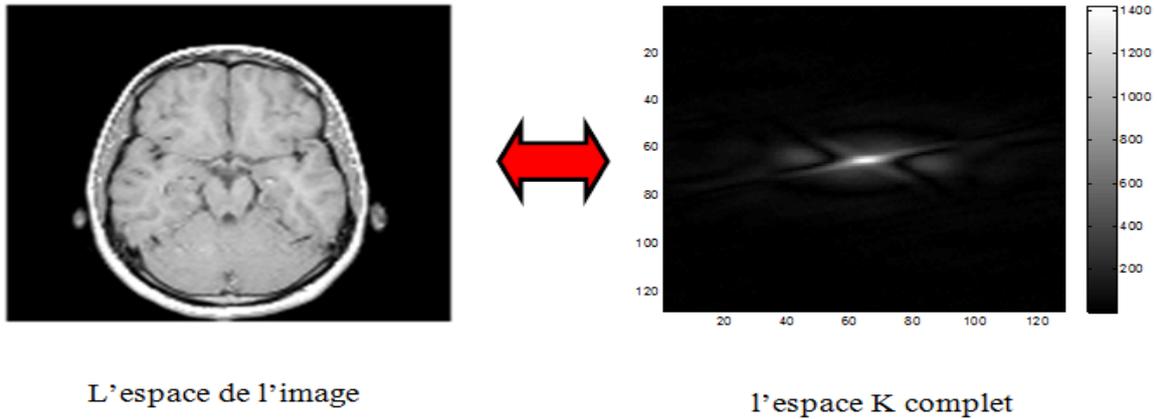
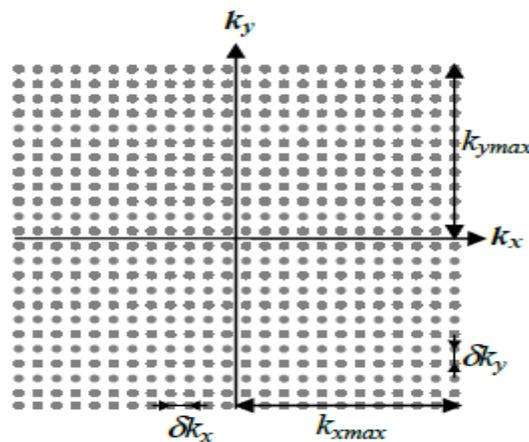


Figure (I.13) : l'espace de l'image et son espace k complet



Figure(I.14) : Espace- k . δK_x et δk_y représentent respectivement la résolution de la fréquence spatiale selon k_x et K_y . K_{xmax} et K_{ymax} sont respectivement les valeurs maximales atteintes dans l'espace- k selon k_x et K_y .

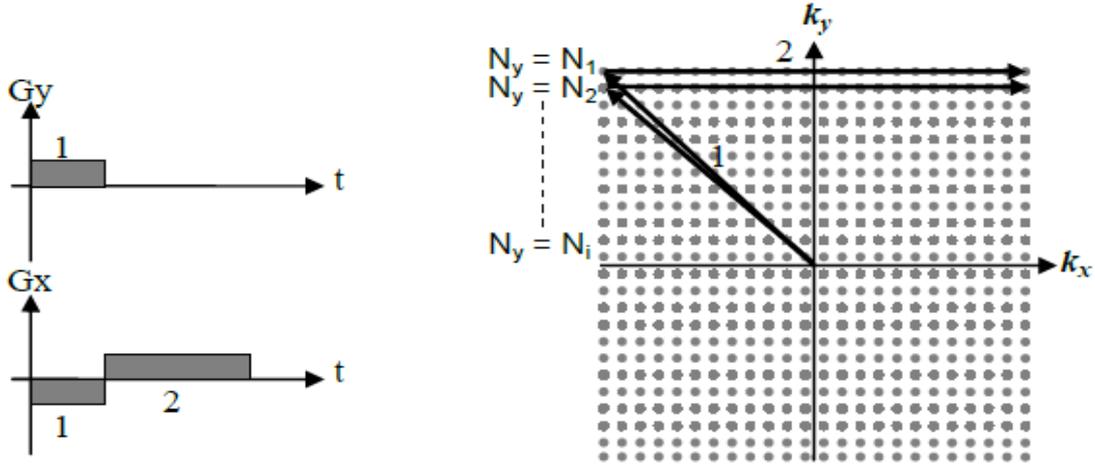
La figure I.13, représente une grille d'échantillonnage cartésienne dans l'espace- k . Les caractéristiques de l'image reconstruite par 2DFT à partir de l'espace- k sont directement liées aux paramètres explicités sur la figure I.14. En effet, le champ de vue (field of view: FOV) et la résolution spatiale de l'image sont donnés par :

$$FOV_x = \frac{1}{\delta k_x} \quad \text{et} \quad FOV_y = \frac{1}{\delta k_y} \quad (\text{I.14})$$

$$\delta_x = \frac{1}{2K_{xmax}} \quad \text{et} \quad \delta_y = \frac{1}{2K_{ymax}} \quad (\text{I.15})$$

Il existe différentes trajectoires possibles pour parcourir l'espace- k . La figure I.15 montre un exemple d'échantillonnage complet, dans le cas de l'imagerie 2DFT, les formes des gradients associés sont aussi représentés [5]. Chacune des N_y lignes horizontales de l'espace- k est balayée en appliquant dans la direction X (direction de lecture) un gradient de champ magnétique pendant la lecture du signal. Avant chacune de ces N_y acquisitions, des impulsions de gradient

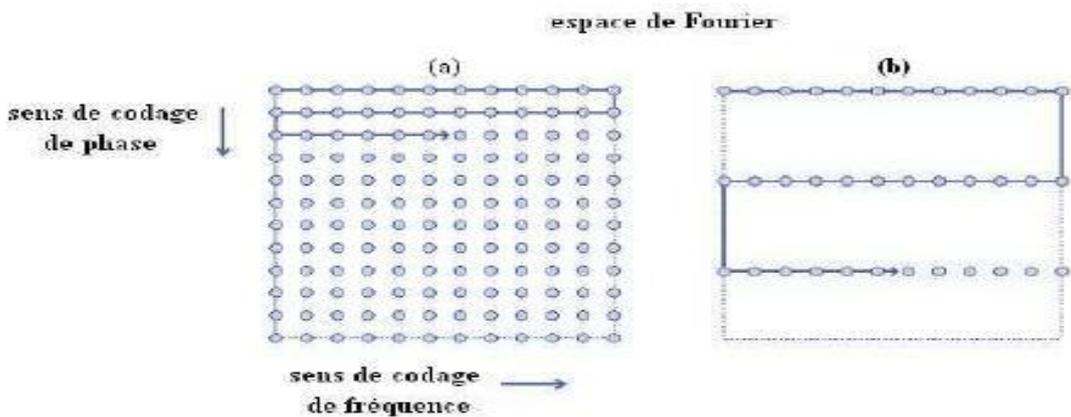
de champ magnétique sont appliqués dans la direction de lecture (X) et dans la direction de phase (Y) afin de positionner la ligne échantillonnée dans la direction K_y .



Figure(I.15) : Échantillonnage 2DFT dans l'espace- k .

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

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



Figure(I.16) : Sous-échantillonnage de l'espace de Fourier [6].

Dans la figure I.16. (a), on a affaire à une acquisition classique de l'espace de Fourier alors que dans la figure I.16. (b) on a sous-échantillonné cet espace d'un facteur de réduction $R = 4$, c'est-à-dire on a fait l'acquisition d'une ligne sur quatre. Pour obtenir une image dépend de la position des spins, nous appliquons la transformée de Fourier au signal FID. Ce signal est enregistré après les différentes étapes du codage spatial. Ce signal doit être numérisé puis être traité de façon numérique pour former l'image. La transformée de Fourier à une dimension permet de représenter des données sous forme fréquentielle. Pour décrire de façon suffisante le signal original, il faut disposer de son intensité, de sa fréquence mais aussi de sa phase, qui correspond au décalage du signal par rapport à l'origine. La transformée de Fourier est l'opération mathématique qui permet de décomposer un signal en ses composantes fréquentielles. Le spectre obtenu par la transformée de Fourier d'un signal représente l'intensité des différentes composantes fréquentielles d'un signal. Le cumul de ces différentes sinusoïdes d'intensité permet de reconstruire l'image (Transformée de Fourier inverse).

I.8 conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté le principe physique de l'imagerie par résonance magnétique, nous avons expliqué le passage de la RMN vers l'IRM dont le but de décrire le formalisme de la reconstruction d'image. Le chapitre suivant sera consacré sur les méthodes de reconstruction d'image appliquée à l'imagerie par résonance magnétique parallèle.

Chapitre II

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

II.1. Introduction

Les techniques d'imagerie parallèle sont actuellement devenues les approches les plus utilisées dans les applications médicales. L'IRM parallèle (IRMp) fait partie de ces techniques. Elle est principalement utilisée pour permettre une imagerie plus rapide que l'IRM classique. Le but est donc de limiter le temps d'exposition du patient à l'environnement IRM et de limiter l'effet des mouvements indésirables tout en autorisant le même niveau de diagnostic[13].

Dans ce chapitre nous allons détailler le principe de cette technique avec quelques méthodes de reconstructions à savoir la méthode SENSE, GRAPPA, SPIRiT et ESPIRiT.

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) au lieu d'une seule. Chaque antenne va contenir une version sous-échantillonnée de l'espace de Fourier correspondant à l'image qu'on aurait acquise avec une seule antenne. Ce sous échantillonnage consiste à faire l'acquisition d'une ligne sur R lignes (R est appelé facteur de réduction) de l'espace de Fourier, ce qui permet de diminuer le temps d'acquisition par rapport à celui requis en IRM classique. En effet, le fait de diminuer le nombre de lignes acquises permet de réduire le nombre de commutation des gradients de champ magnétique lors du codage par la phase, ce qui réduit le temps nécessaire pour parcourir tout l'objet[13].

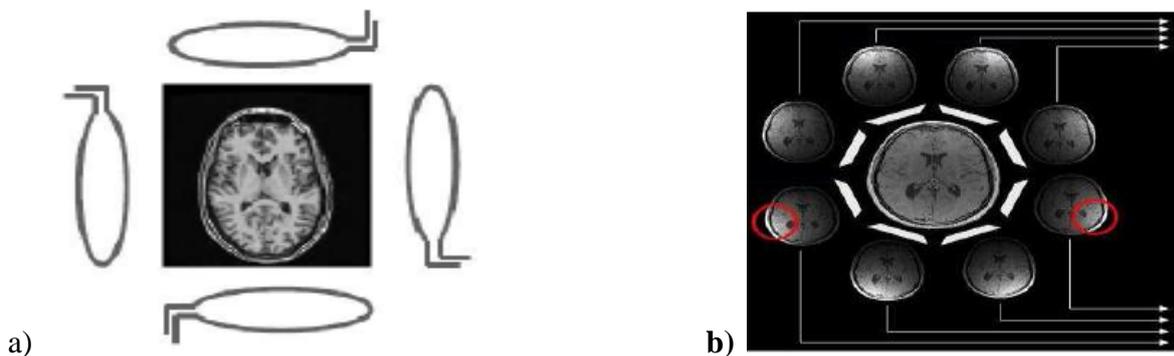


Figure II.1 : Un objet imagé simultanément par N_c antennes en réseau phasé donnant lieu à N_c images, une pour chaque canal Figure II.1 : a) quatre antennes et b) 8 antennes

II.3. Antennes en réseau phasé

En imagerie par résonance magnétique parallèle on utilise l'antenne en réseau phasé qui est une antenne de petit diamètre permet d'obtenir un meilleur signal avec un rapport signal /bruit

plus élevé qu'une antenne de grand diamètre. En combinant plusieurs petites antennes qui enregistrent de façon simultanée et indépendante le signal, on explore un volume plus grand[14]. Grâce à la géométrie des antennes et à l'absence de corrélation du bruit enregistré par les différents éléments en réseau phasé le signal ainsi obtenu aura un meilleur rapport signal / bruit que celui délivré par une antenne unique de grandes dimensions.

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].



Figure (II.2): Exemple d'antenne dédiée à 8 canaux utilisée en IRM cardiaque

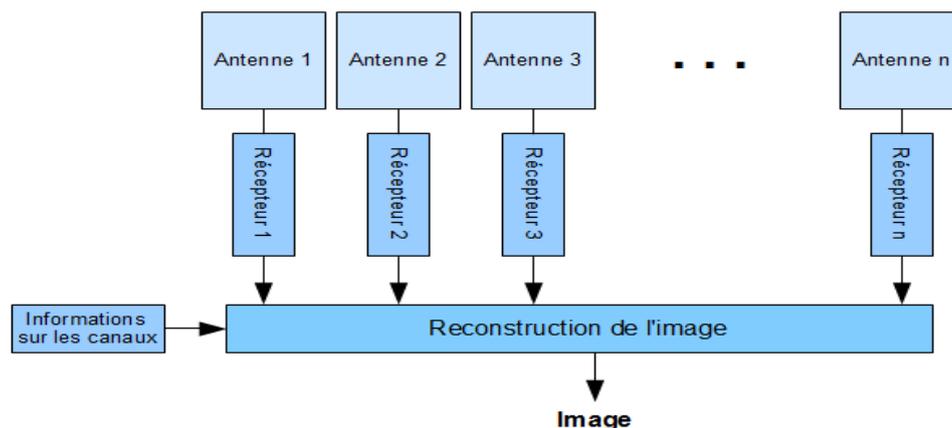
II.4. Intérêt de l'imagerie parallèle en IRM

En imagerie parallèle, les antennes en réseau phasé permettent d'améliorer le SNR (rapport signal sur bruit) en réduisant la taille de l'antenne (et donc du volume sensible), réduisant ainsi l'amplitude du bruit détecté par chaque antenne. En combinant les images des antennes, l'image obtenue possède approximativement la même amplitude que si l'on avait utilisé une seule antenne couvrant la même surface. En revanche le bruit est grandement diminué, améliorant ainsi le SNR dans l'image résultante. L'acquisition des données opérant dans le plan de Fourier. Tout changement au cours de l'acquisition a potentiellement une influence sur tous les pixels de l'image. En diminuant le temps d'acquisition, on diminue les erreurs de phase dans l'espace k ce qui permet de diminuer les artefacts de susceptibilité et de distorsion dans les images reconstruites. Dans le cas de l'IRM cardiaque où l'objet à étudier est en

perpétuel mouvement, en réduisant le temps d'acquisition, on diminue aussi le problème de mouvement dans les images[3.15.16].

II.5. Acquisition de l'espace k des images

Sur un système d'IRM parallèle, des récepteurs multicanaux permettent l'acquisition simultanée des données de l'espace k en parallèle (figure II.3). Les données acquises dépendent à la fois du codage du gradient (phase et fréquence du codage) et de la sensibilité de chacune des antennes. Chaque antenne ayant une sensibilité différente, les données acquises par une antenne sont différentes des autres tout en étant complémentaires (figure II.3). Comme généralement l'espace k n'est pas acquis en totalité, par exemple une ligne sur deux ou une ligne sur quatre est acquise, des algorithmes de reconstruction d'images sont nécessaires. Ces algorithmes nécessitent des connaissances sur les différents canaux et par extension sur les antennes[3.15.16].



Figure(II.3) :Illustration d'un système d'IRM parallèle

II.6. Sous-échantillonnage de l'espace k

Afin de réduire le temps lors de l'acquisition d'une séquence d'image, on sous-échantillonne l'espace k, à savoir on acquiert qu'une ligne sur deux ou sur quatre (figure II.4a). Si on se contente d'effectuer la transformée de Fourier inverse de la matrice ainsi acquise, il se produit un phénomène de repliement (figure II.4b). Intuitivement, afin d'éviter ce type de désagrément, l'espace k doit préalablement avoir été complété avant de passer dans l'espace image. En réalité plusieurs types d'algorithmes de reconstruction existent. Certains opèrent directement dans le domaine fréquentiel, d'autre dans le domaine image[3]. Actuellement

deux familles d'algorithmes de reconstruction sont utilisées en routine clinique à savoir SENSE et GRAPPA.

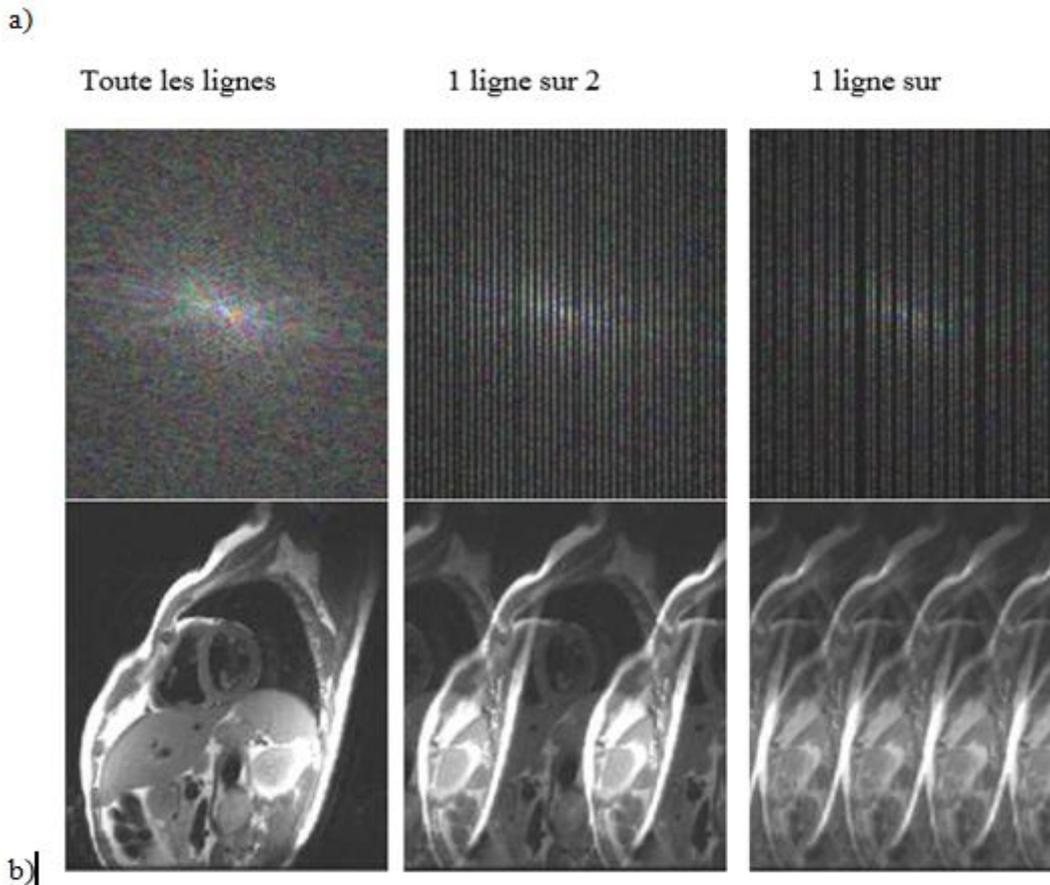


Figure (II.4): Sous-échantillonnage et repliement

II.7. Reconstruction des images

Plusieurs algorithmes de reconstructions d'images à partir d'IRM multicanaux existent. Les plus connus sont la reconstruction SENSE et GRAPPA. Les méthodes SENSE nécessitent le calcul au préalable de cartes de sensibilités, la méthode GRAPPA ne nécessite pas d'information sur la sensibilité des antennes, mais utilise une méthode d'autocalibration basée sur des lignes de données additionnelles. Ces deux types de reconstructions offrent une qualité de reconstruction similaire et sont du point de vue visuel, globalement équivalentes [3].

II.8. Estimation des cartes de sensibilités des antennes

La méthode SENSE utilise des cartes de sensibilités pour reconstruire l'image. Les cartes de sensibilité réelles des antennes ne sont pas connues mais il est possible de les estimer. Cette estimation est obtenue en divisant les images de chaque antenne par une image "uniforme" [PRU99]². Cette image est soit acquise à l'aide d'une antenne corps entier (body

coil) ou bien calculée à partir de la somme des carrés de toutes les antennes de l'image. Un exemple de cartes de sensibilité estimées pour chaque antenne est présenté à la figure II.5[3].

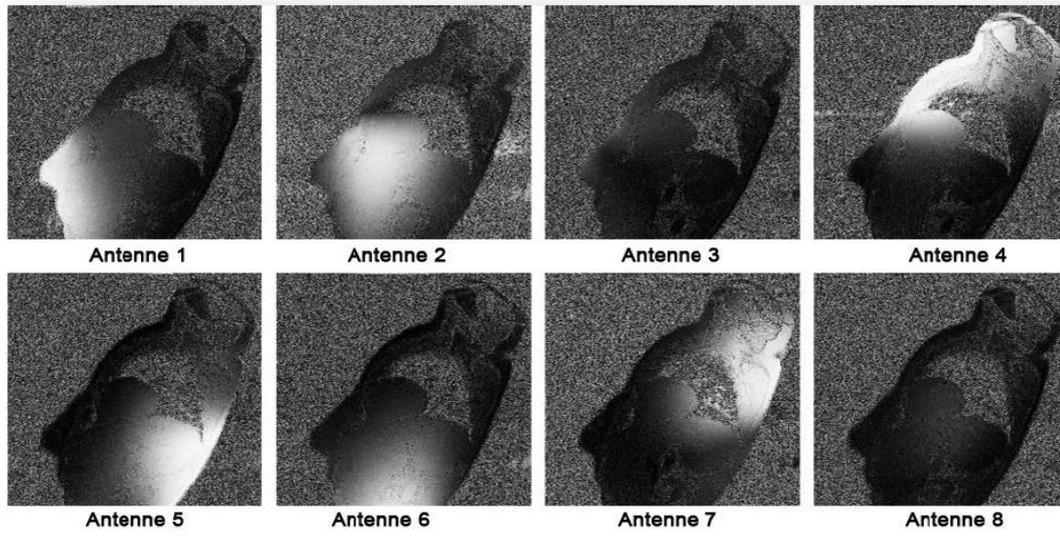


Figure (II.5): Cartes de sensibilité estimées des antennes à partir d'IRM in-vivo

II.9. Reconstruction SENSE

La méthode de reconstruction SENSE a été introduite par Pruessmann[PRU99]1. L'acquisition des images des antennes avec un champ de vue réduit (facteur d'accélération $R \geq 2$) provoque un artefact de repliement. L'intensité du signal d'un pixel de l'image provient à la fois du signal de sa position initiale et du signal émanant des parties repliées de l'image. C'est donc la somme des signaux à la position initiale et de ceux provenant du repliement. Cette somme est pondérée par la sensibilité de l'antenne à chacun de ces pixels. On obtient pour un pixel d'une antenne l'expression suivante :

$$I_k = \sum_{t=1}^R (C_{kt} \cdot \rho_j) \quad k \in [1, N_c] \text{ et } t \in [1, R] \quad (\text{II.1})$$

Avec I_k correspond au signal reçu par l'antenne k dans le champ de vue réduit (d'où la présence d'un phénomène de repliement) pour un pixel à la position (x, y) . ρ_t est l'intensité du pixel à la position t dans l'image avec un champ de vue complet. C_{kt} est la sensibilité estimée pour l'antenne à la position du pixel étudié ρ_t . R est le facteur d'accélération de la séquence.

Si on applique cette équation à l'ensemble des antennes, on obtient un système d'équations linéaires qui se note sous forme matricielle (figure II.6) :

$$\vec{I} = \hat{C} \cdot \vec{\rho} \quad (\text{II.2})$$

L'étape suivante consiste à résoudre le système pour obtenir l'image reconstruite (champ de vue complet). Pour les détails de calcul, se référer à l'article de Pruessmann [PRU99]1.

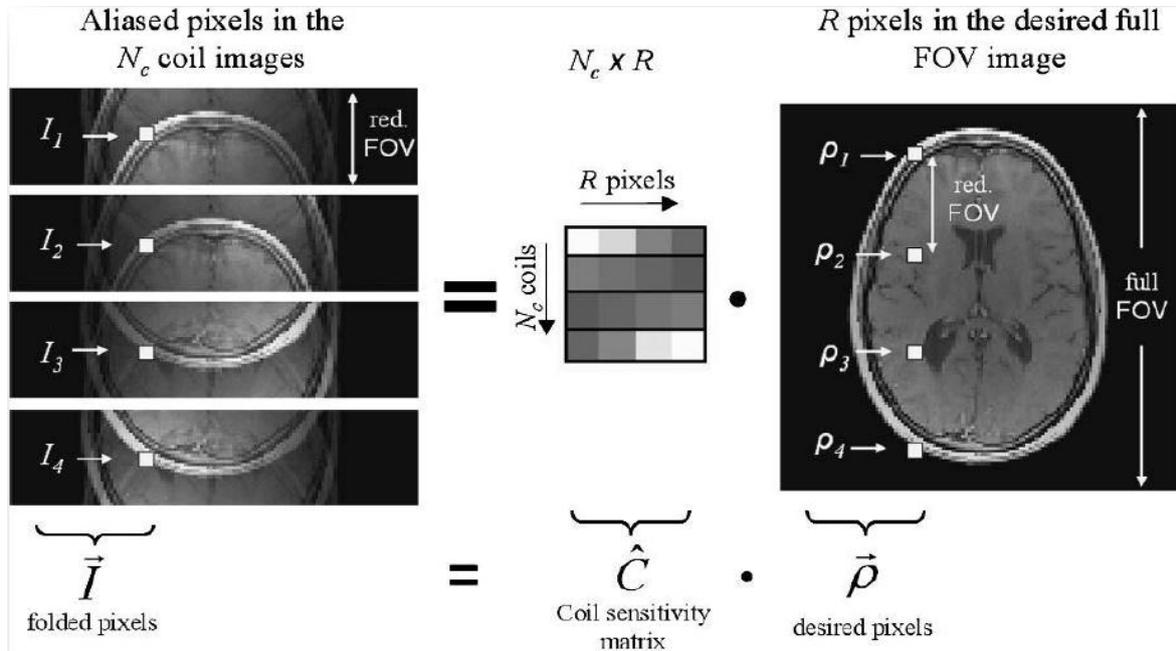


Figure (II.6): Principe de reconstruction des images par la méthode SENSE en IRM parallèle.

Dans cet exemple, la reconstruction des images par la méthode SENSE opère avec un facteur d'accélération de $R = 4$. Un nombre de bobines $N_C = 4$ antennes. I contient les pixels à une certaine position dans les images des antennes. Le champ de vue (FOV) dans les images antennes est réduit produisant un artefact de 3 repliement. C est la matrice de sensibilité estimée pour les 4 antennes pour les pixels étudiés ρ dans l'image avec un FOV complet [3].

II.9.1. Régularisation de Tikhonov dans le domaine spatial

La régularisation de Tikhonov est largement utilisée pour les problèmes inverses. En particulier, pour la reconstruction d'image [17]. La solution du problème de reconstruction de la matrice I_{des} avec régularisation de Tikhonov est donnée par :

$$I_{des,reg}(m,n) = \underset{I_{des,reg}}{\operatorname{argmin}} [\|I_{obs}(m,n) - S(m,n)I_{des}(m,n)\| \Psi^{-1} + \lambda^2 \|I_{des}(m,n) - I_{reg}(m,n)\|^2] \quad (\text{II.3})$$

Où

- $\|\cdot\| \Psi^{-1}$ désigne la norme L^2 pondérée par la matrice définie positive Ψ^{-1} .

- I_{reg} est une image de régularisation utilisée comme données a priori.

λ est le paramètre de régularisation peut être utilisé pour équilibrer l'attache aux données et la pénalisation du terme d'erreur formé par la différence entre la solution désirée et l'image de régularisation utilisée. La solution sera donc donnée par :

$$I_{des,reg}(m,n) = I_{reg}(m,n) + [S(m,n)^H \Psi^{-1} S(m,n) + \lambda^2 I_d]^{-1} S^H(m,n) \Psi^{-1} \times [I_{obs}(m,n) - S(m,n) I_{reg}(m,n)] \quad (II.4)$$

Où I_d est la matrice identité de taille $R \times R$.

Généralement, l'image de régularisation I_{reg} est prise comme une image contenant l'intensité moyenne de l'image à champ de vue complet. Ce choix se justifie par la simplicité du calcul qu'il implique. D'autres méthodes adoptent une approche itérative pour construire cette image, mais la convergence de ces méthodes n'est pas toujours garantie et le nombre d'itérations nécessaire varie entre les composantes en hautes fréquences et basses fréquences [18]. L'élément clef du problème de minimisation de Tikhonov est le choix approprié du paramètre de régularisation λ , ainsi que sur le choix de l'image de régularisation. Ces choix sont très importants pour avoir une bonne régularisation [17].

II.10. Reconstruction SENSE 2D

Les avantages de l'utilisation de la reconstruction SENSE produisant un sous échantillonnage le long des deux directions d'encodage de phase (PE) sont démontrées [19.20] et la faisabilité de l'approche est montré pour l'imagerie 3D.

La reconstruction SENSE 2D permet de réduire considérablement le temps d'acquisition en imagerie 3D. Comme montre la figure II.11, à $R = 4$ (2x2), il donne de façon similaire le rapport signal sur bruit (SNR) comparant avec le SENSE 1D ($R=2$). En général, pour minimiser la géométrie liée à l'amélioration de bruit, il faut choisir les dimensions et les positions de la bobine, les directions de PE, ainsi que les champs de vue [21].

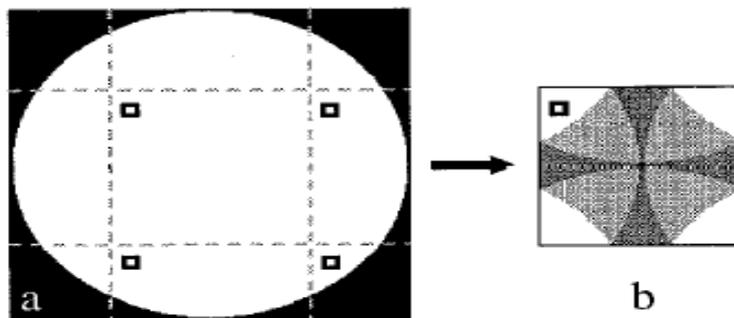


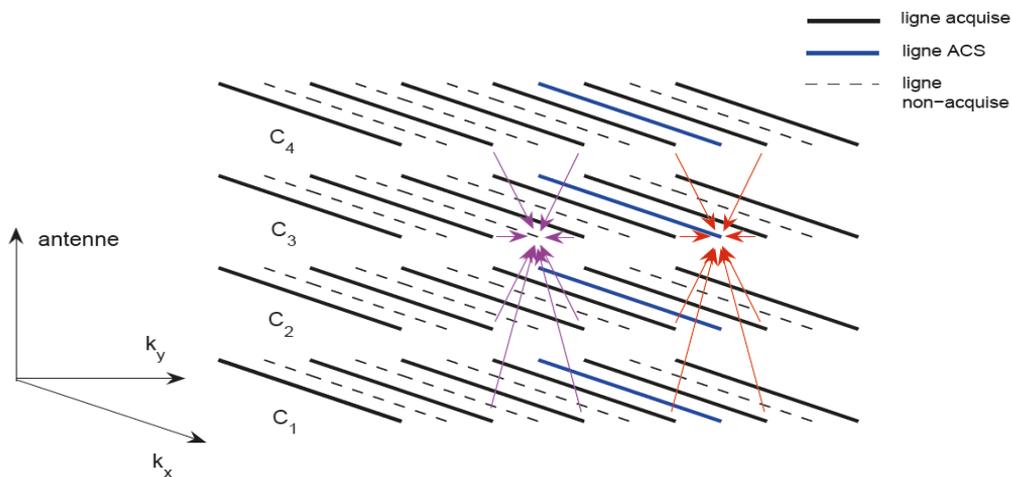
Figure (II.7):SENSE réduite dans chacune des deux directions PE. (A) Objet circulaire à champ de vue complet. (B) l'image à FOV réduit. Les quatre pixels équidistants indiqués dans

(a) sont superposé à un pixel à champ de vue réduit. Différentes valeurs en gris indiquent le degré de repliement.

II.11. Reconstruction GRAPPA

La méthode GRAPPA [MAR02] nécessite pas de calcul de cartes de sensibilités mais utilise un petit nombre de lignes supplémentaires au centre de l'espace k d'une antenne. Ces lignes servent à l'autocalibration des antennes [3]. Elles sont appelées lignes ACS (autocalibrating signal). Généralement, le nombre de lignes ACS dépend du facteur d'accélération. Plus R est grand, plus il faut de lignes ACS pour maintenir une qualité d'image reconstruite suffisante. Il faut au minimum autant de lignes ACS que d'antennes RF utilisées. L'objectif de cette méthode est de mettre en correspondance le signal de la ligne ACS avec les lignes acquises [3.22.23].

La méthode GRAPPA ne requiert aucune combinaison entre les signaux ACS acquis à l'aide des différents canaux de réception. Le schéma de la méthode de reconstruction GRAPPA avec un facteur d'accélération $R = 2$ ainsi qu'une ligne ACS est représenté dans la figure (II.8). Dans ce cas, une régression du signal ACS (ligne de codage de phase représentée en bleu) acquise avec un seul canal de réception (canal numéro 3 dans l'exemple présenté) est effectuée en utilisant les lignes de codage de phase adjacentes (N_{blocs}) [3].



Figure(II.8):Description de la méthode de reconstruction GRAPPA pour un facteur d'accélération $R = 2$, une ligne ACS, 4 canaux de réception et $N_{blocs} = 2$. Les coefficients calculés en utilisant la régression indiquée par les flèches rouges permettent de déterminer les signaux non acquis de l'antenne C_3 , comme l'indiquent les flèches violettes.

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

$$S_l^{acs}(k_y + m \cdot \Delta k_y) = \sum_{l=1}^{N_c} (w_k^{(m)} S_k(k_y)) \quad (\text{II.5})$$

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

La relation (II.5) peut s'écrire sous forme matricielle :

$$S_{acs}^{(m)} = W^{(m)} S^{(m)} \quad (\text{II.6})$$

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

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

La reconstruction GRAPPA peut être améliorée par l'implémentation d'une fenêtre coulissante dans la direction de codage de lecture k_x , comme suggéré par Wang *et al.* (9). Pour cette implémentation, les termes de l'équation (II.5) sont de taille : $S_{acs}^{(m)} - N_c \times N_x$, $w^{(m)} - N_c \times (N_c \cdot N_{blocs})$ et $S - (N_c \cdot N_{blocs}) \times N_x$, où N_x représente le nombre réduit d'échantillons dans la direction de codage de lecture utilisé par la fenêtre coulissante. Celle-ci sera déplacée dans la direction de codage de lecture comme montré dans la figure (II.9) et permet le calcul du même échantillon de multiples façons (N_x).

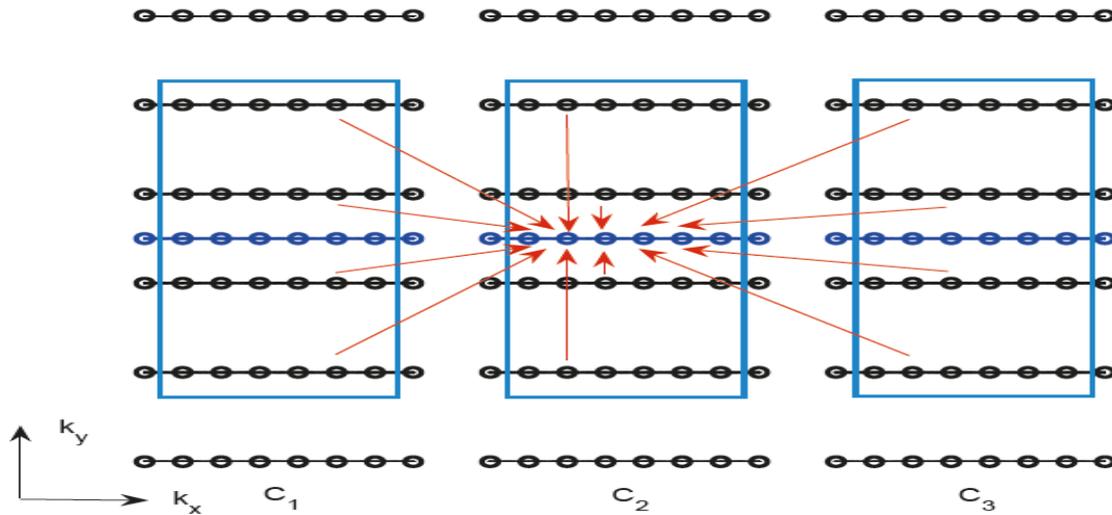


Figure (II.9):Reconstruction GRAPPA avec une fenêtre coulissante dans la direction de codage de lecture $N_x = 6$.

II.12. Reconstruction GRAPPA 2D

La reconstruction GRAPPA 2D 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 2D, une valeur non acquise (représenté en rouge dans la figure II.10) dans l'espace k de la $i^{\text{ème}}$ 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.10). La valeur de $x_i(r)$ est donné par:

$$X_i(r) = \sum_j g_{rji}^* (R_r \tilde{X}_j) \quad (\text{II.7})$$

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.7, pour chaque espace- k non acquis dans toutes les bobines et toutes les positions.

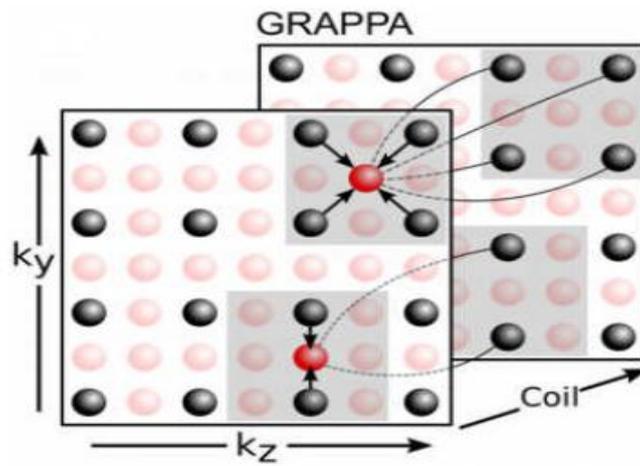


Figure (II.10): Combinaison linéaire des données d'espaces k voisins acquises de toutes les bobines.

La résolution de l'équation II.7 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.7) sont obtenus par calibration à partir d'une région d'espace k acquise entièrement au centre de ce dernier (voir figure II.11). La calibration trouve l'ensemble de poids qui est le plus consistant avec les données de calibration dans le sens des moindres carrés.

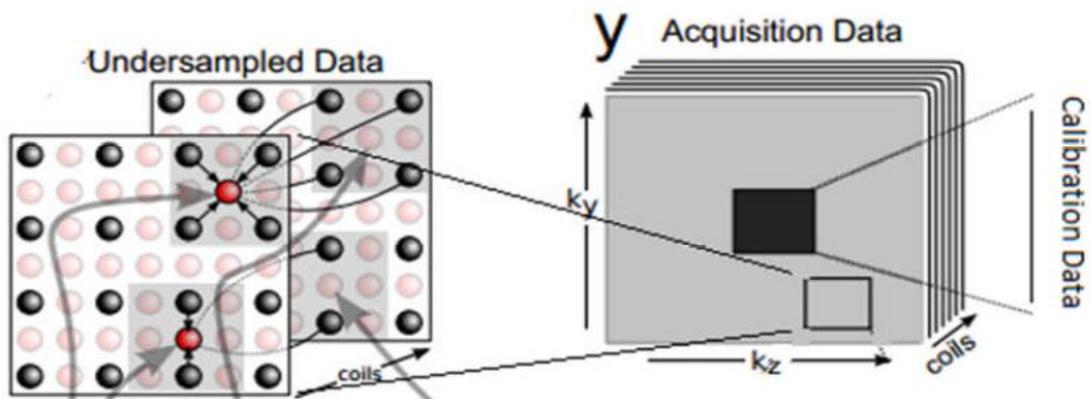


Figure (II.11) : Reconstruction de la nouvelle GRAPPA avec une région de calibration

En d'autres termes, la calibration permet la recherche d'un ensemble de poids de sorte que si l'on essaie de synthétiser chaque point 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 :

$$\operatorname{argmin}_{\mathbf{g}_{ri}} \sum_{\rho \in \text{Calib}} \left\| \sum_j \mathbf{g}_{rji}^* (\widetilde{\mathbf{R}}_{\rho} \mathbf{x}_j) - \mathbf{x}_i(\rho) \right\|^2 \quad (\text{II.8})$$

L'équation II.8 peut être écrite sous forme matricielle comme suit :

$$\operatorname{argmin}_{\mathbf{g}_{ri}} \left\| \widetilde{\mathbf{X}}^* \mathbf{g}_{ri} - \mathbf{x}_i \right\|^2 \quad (\text{II.9})$$

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

$$\mathbf{g}_{ri} = (\widetilde{\mathbf{X}}^* \widetilde{\mathbf{X}} + \beta \mathbf{I})^{-1} \widetilde{\mathbf{X}}^* \mathbf{x}_i \quad (\text{II.10})$$

L'équation II.10 peut être utilisée pour calculer les poids responsables à la reconstruction de l'image. D'après le travail original de GRAPPA, le mode du sous-échantillonnage est tel que l'échantillonnage de l'espace k [24] au voisinage 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. Dans l'accélération 2 dimensions (GRAPPA2D), 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.10 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.13. 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 force 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 clef de cette approche est de séparer les contraintes de cohérences

en:cohérencesde calibration, et cohérences des données. Nous formulons ces contraintescomme des ensembles d'équations linéaires [24].

II.13. 1. Cohérence de calibration

GRAPPA traditionnelle impose la cohérence de calibration seulement entre les pointssynthétisés et les pointsvoisins acquis. L'approche SPIRiT vise à élargir lanotion de cohérence par l'application de la cohérence entre chaque point de la grille, $x_i(r)$, etl'ensemble de ses points voisins à travers toutes les bobines (par exemple, R_{rxj}). L'équation de cohérencepour toutes les positions de l'espace k est donné par :

$$X_i(r) = \sum_j g_{rji}^* (R_{rxj} X_j) \tag{II.11}$$

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

$$X = Gx \tag{II.12}$$

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

$$X_i = \sum_j g_{tji} \otimes X_j \tag{II.13}$$

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

II.13. 2. Cohérence des données

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

$$y = Dx \tag{II.14}$$

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 représente 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.13.3. Formulation des contraintes d'optimisation

Les équations II.12 et II.14 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 résolues approximativement. Lustig et al [24] ont proposé une solution au problème d'optimisation à la reconstruction donnée par :

$$\text{minimiser } \|(G-I)x\|^2 \|Dx-y\|^2 \leq \epsilon \quad (\text{II.15})$$

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

$$X^{\text{argmin}} \|Dx-y\|^2 + \lambda(\epsilon) \|(G-I)x\|^2 \quad (\text{II.16})$$

Le paramètre ϵ est introduit comme un moyen de contrôler la cohérence et λ le paramètre de régularisation. En général, l'optimisation dans les équations II.15 et II.16 peuvent souvent être résolues efficacement par des méthodes itératives de descente tels que steep et descent ou l'algorithme de gradient conjugué qui est beaucoup plus efficace, ils sont basés sur un calcul rapide du gradient de la fonction :

$$\nabla_x (\|Dx-y\|^2 + \lambda \|(G-I)x\|^2) = 2D^*(Dx-y) + \lambda 2(G-I)^*(G-I)x \quad (\text{II.17})$$

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

$$x_{n+1} = x_n - \mu [D^*(Dx-y) + \lambda(G-I)^*(G-I)x] \quad (\text{II.18})$$

En théorie, l'équation II.15 est la solution pour le cas d'un échantillonnage 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 peuvent-ils 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.

II.14. Reconstruction ESPIRiT

Cette méthode de reconstruction a été introduite par Lustig en 2013 [25], elle nécessite l'association des deux méthodes, une méthode basée sur les cartes de sensibilité comme la méthode SENSE et l'autre basé sur l'autocalibration comme la méthode GRAPPA.

Pour décrire GRAPPA (vue ci-dessus) en simples notations, il est commode d'utiliser un ensemble d'opérateurs d'extraction de blocs R_r . Celles-ci représentent le fonctionnement du choix d'un bloc de l'espace-k (à partir de toutes les bobines) de l'ensemble de la grille dehors des positions indexées par r dans l'espace k (données acquises et non acquise). Une autre notation de l'opérateur P_r est nécessaire. Ces opérateurs représentent les positions d'échantillonnage qui choisissent seulement les échantillons acquis à partir d'un bloc de l'espace-k. Soit y une grille d'espace k multi-bobines enchaîné dans un vecteur dans lequel les données non acquises sont nuls. Ainsi, le produit $P_r R_r y$ est un vecteur contenant seulement les positions acquises voisines autour de la position r dans l'espace k. La récupération d'un échantillon manquant dans la $i^{\text{ièmes}}$ bobine à une position non acquise r est donnée par :

$$x_i(r) = (P_r R_r y)^T g_{ri} \quad (\text{II.19})$$

Où g_{ri} représente l'ensemble de poids de reconstruction, appelé noyaux de GRAPPA, spécifique à un mode d'échantillonnage particulier autour de la position r. La notation $()^T$ représente le transposé non conjugué. La grille complète de l'espace-k est reconstruite en évaluant l'équation (II.19) à chaque position de l'espace k non acquise pour toutes les bobines.

Les noyaux de GRAPPA peuvent être obtenus en résolvant l'équation (II.19) pour les variables g_{ri} inconnues à différentes positions dans l'espace-k, les x_i sont connus. Typiquement, cela se fait dans une région entièrement acquise dans le centre de l'espace k, par exemple, la région autocalibration (AC). Pour une calibration, il est nécessaire de construire une matrice de calibration des données acquises de la région d'autocalibration (AC). La matrice de calibration, nommé A, est une matrice dans laquelle les lignes représentent la taille de petites fenêtres. Elle est construite en faisant glisser une fenêtre à travers les données acquises AC, en prenant chaque bloc $(R_r y)^T$ (à l'intérieur de la région AC pour être une ligne dans la matrice. Les colonnes de la matrice A sont des versions décalés de la surface AC, conduisant à une structure de matrice connue sous le nom de bloc - Hankel. La figure (II.12) illustre les opérateurs et les données organisés décrite ci-dessus. Pour obtenir les poids g_{ri} , l'équation

(II.19) est réécrite en utilisant la matrice de calibration. Cette dernière est appliquée à toutes positions à l'intérieur de la zone AC. On obtient ainsi un ensemble de conditions optimales pour la reconstruction des poids:

$$y_i^{AC} = A P_r^T g_{ri} \quad (\text{II.20})$$

Où y_i^{AC} sont les données de la région AC de la $i^{\text{ème}}$ bobine (carré orange dans la figure II.15). Dans la pratique, les noyaux qui résolvent cet ensemble d'équations approximativement sont calculés en résolvant le problème des moindres carrés de la régularisation [26.27]. Considérons à nouveau l'équation. (II.20). La matrice de calibration A est construit en faisant glisser une fenêtre sur les données AC. Par conséquent, l'une des colonnes de A est y_i^{AC} . Ceci est illustré à la figure (II.12) où la zone de calibration marquée par un carré orange en pointillés est utilisée pour construire la $5^{\text{ème}}$ colonne de A. On peut écrire ceci comme suit : $A e_i = y_i^{AC}$ où e_i est un vecteur égale à 1 dans la position appropriée qui choisit les données de la $i^{\text{ème}}$ bobine, et 0 ailleurs. L'eq. (II.20) peut être Réécrite sous la forme :

$$\begin{aligned} 0 &= A P_r^T g_{ri} - y_i^{AC} \\ &= A P_r^T g_{ri} - A e_i \\ &= A (P_r^T g_{ri} - e_i) \end{aligned} \quad (\text{II.21})$$

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

II.14.1. Matrice de calibration et Reconstruction de l'espace nul

Un moyen très utile pour analyser la matrice de calibration est de calculer sa décomposition en valeurs singulières (SVD):

$$A = U \Sigma V^H \quad (\text{II.23})$$

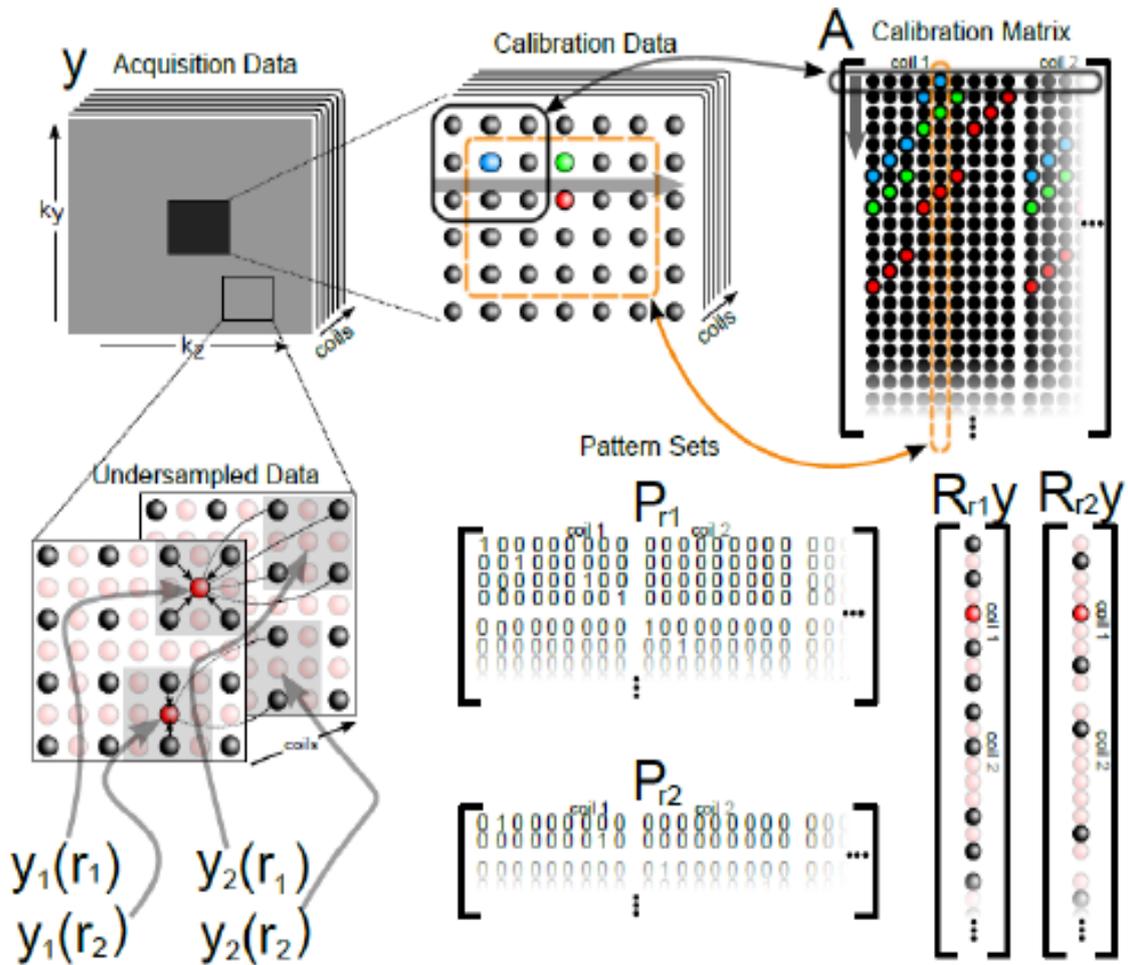


Figure (II.12): L'organisation des données, d'indexation et les opérateurs qui sont utilisés.

Les colonnes de la matrice V dans la SVD sont une base de ligne de A , et v_{\perp} par conséquent une base de tous les blocs qui se chevauchent dans les données de calibration. Nous pouvons séparer V en v_{\perp} qui représente l'espace nul de A et qui représente son espace-ligne. Ceci est montré dans la figure (II.13) en utilisant les données obtenues avec une bobine tête huit canaux. Les informations que l'on apprend à partir de la décomposition des données de calibration, sont celles qui se trouvent dans le sous-espace représenté par v_{\perp} et non v_{\perp} . Cette information peut ensuite être utilisée dans la reconstruction pour extrapoler les mesures non acquises ; ceci devrait être vrai pour tous les blocs de l'espace k et pas seulement pour les lignes AC.

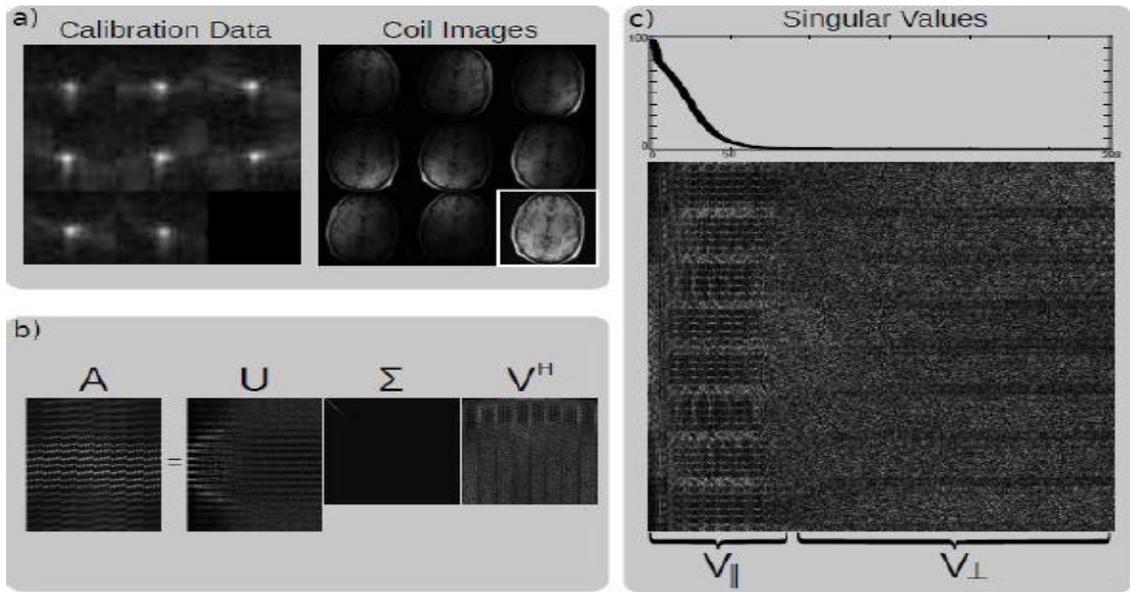


Figure (II.13): décomposition en valeurs singulière (Singular value decomposition) SVD de la matrice de calibration[25].

La figure (II.13.a) l'amplitude des données de calibration dans l'espace k et les images bobines huit canaux du cerveau. La figure (II.13.b) décomposition en valeurs singulière SVD. Les valeurs singulières sont ordonnées par amplitude et apparaissent sur la diagonale de Σ . La figure (II.13.c) un zoom de la matrice V de la SVD et un tracé des vecteurs singuliers montre que la matrice de calibration a un espace nul. Le signal de l'espace k a un support en $V_{||}$ et aucun en V_{\perp} .

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

$$\begin{aligned} V_{||} V_{||}^H R_r x &= R_r x \quad \text{où} \quad V_{\perp}^H R_r x = 0 \quad \forall r \\ P_r R_r x &= P_r R_r y \quad \forall r \end{aligned} \quad (\text{II.24})$$

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

$$\sum_r R_r^H V_{\perp} V_{||}^H R_r x = 0 \quad (\text{II.25})$$

Dans ce qui suit, les conditions limites périodiques sont supposées, car ils simplifient considérablement la discussion. Bien que cette hypothèse soit souvent implicitement utilisée

en IRM, il convient de noter qu'elle introduit des erreurs numériques mineures, qui pourraient être évités par une dérivation rigoureuse [28]. En supposant ces conditions, l'équation peut être transformé à

$$\sum_r (I - V_{\perp} V_{\perp}^H) R_r x = 0 \quad (\text{II.26})$$

$$M^{-1} \sum_r R_r^H V_{\perp} V_{\perp}^H R_r x = x \quad \mathcal{W} = M^{-1} \sum_r R_r^H V_{\perp} V_{\perp}^H R_r \quad (\text{II.27})$$

Où M représente $\sum_r R_r^H R_r$ et est égal au nombre d'échantillons dans chaque partie de données de l'espace k sélectionnés par R_r . Ce résultat peut également être obtenu en multipliant la première équation de (II.23) à gauche avec R_r^H et en sommant par r . Puisqu'une opération de la forme $V_{\parallel}^H R_r$ calcule la corrélation avec chaque Kernel en V_{\parallel} lorsqu'elle est effectuée pour tous les positions r , elle peut être exprimé comme un ensemble de convolutions. Ceci s'applique aussi à son conjugué $\sum_r R_r^H V_{\parallel}$ et le produit symétrique $\sum_r R_r^H V_{\parallel} V_{\parallel}^H R_r$. Ainsi, par construction, \mathcal{W} est une convolution avec un Kernel de matrice-valeurs où la matrice opère sur la dimension de canal. Alors que les opérations de $V_{\parallel} V_{\parallel}^H$ et $V_{\perp} V_{\perp}^H$ sont les projections, l'opération \mathcal{W} est une moyenne des projections et donc Hermitienne et semi-définis positif avec des valeurs propres inférieure ou égale à 1. Réécrivons la première contrainte de la matrice avec et en fusionnant toutes les équations identiques de la deuxième contraintes :

$$\mathcal{W}x = x \quad (\text{II.28.a})$$

$$pX = py \quad (\text{II.28.b})$$

Où \mathcal{P} est un masque qui sélectionne que les échantillons acquis dehors de la grille complète et les résultats de la fusion du chevauchement $P_r R_r$ pour toutes les parties. Les contraintes peuvent être appliquées de manière itérative comme en SPIRIT qui est différents seulement dans l'opérateur \mathcal{W} . Cela conduit à une reconstruction d'espace-nulle [28], qui a été développé indépendamment par Zhang et al. et rapporté dans [29]. Lustig [25] a développé ces notions en utilisant une nouvelle approche de calcul efficace dans laquelle l'association à des méthodes basées-SENSE est nécessaire.

II.14.2 Carte sensibilité comme un problème de valeur propre

La méthode de l'espace nulle (Eqs. II.28) calcule la solution dans l'espace nul de $\mathcal{W} - I$, tandis SENSE calcule la solution dans le sous-espace engendré par les sensibilités des bobines. Ceci suggère que ces sous-espaces peuvent être explicitement identifiés. La solution x doit

satisfaire $\mathcal{W}x = x$; cependant, par définition, x appartient à un sous-espace engendré par les vecteurs propres de \mathcal{W} correspondant à la valeur propre '1'. Si nous écrivons x en fonction de l'espace k de l'image originale pondérée par la sensibilité de la bobine, on obtient :

$$X = FSm \tag{II.29}$$

Où m : l'aimantation

Où $S = [S_1 S_2 \dots S_N]^T$ est un vecteur de la sensibilité des bobines. En remplaçant x dans les équations 23, nous obtenons :

$$\mathcal{W}FSm = FSm \tag{II.30}$$

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

$$F^{-1}\mathcal{W}FSm = Sm \tag{II.31}$$

Si nous effectuons une décomposition en valeurs propres directe de \mathcal{W} , nous pouvons trouver les sensibilités explicitement car l'opérateur \mathcal{W} est une convolution de matrice-valeurs semi-définis positif [30], il découple dans les opérations matrice semi-définie positives point-wise dans le domaine d'image.

$$F^{-1}\mathcal{W}F|_q = \mathbf{g}_q \tag{II.32}$$

La décomposition en valeurs propres de l'opérateur \mathcal{W} est simplifiée à la résolution d'une décomposition en valeur propre de plus petit \mathbf{g}_q pour chaque position q dans l'espace image.

Les étapes d'une procédure possible pour le calcul de \mathbf{g}_q de k Kernel dans V sont illustrées dans la figure (II.14).

Soit $\vec{s}(q) = [s_1(q) s_2(q) \dots s_N(q)]^T$ les sensibilités à la position spatiale q et $m(q)$ l'aimantation à cette position, l'équation (II.31) se simplifie à :

$$\mathcal{G}_q \vec{s}(q) m(q) = \vec{s}_r m(q) \tag{II.33}$$

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

$$\mathbf{G}_q \vec{s}_q = \vec{s}_q \quad (\text{II.34})$$

Ainsi, les cartes de sensibilité explicites peuvent être trouvés par la décomposition en valeurs propres de tous \mathbf{g}_q les en choisissant seulement les vecteurs propres correspond à la valeur propre '=1'. Ceci est représenté dans la figure (II.18) pour les données d'une bobine tête huit canaux. Aux positions où aucune valeur propre '=1' se trouve, les sensibilités sont nulle. Ces positions correspondent à des positions sans signaux. Les vecteurs propres sont définis seulement jusqu'à la multiplication d'un nombre complexe arbitraire. Pour cette raison, la norme des vecteurs propres à chaque position est normalisée à un seul canal choisi arbitrairement, il est utilisé comme une référence avec une phase nulle [31].

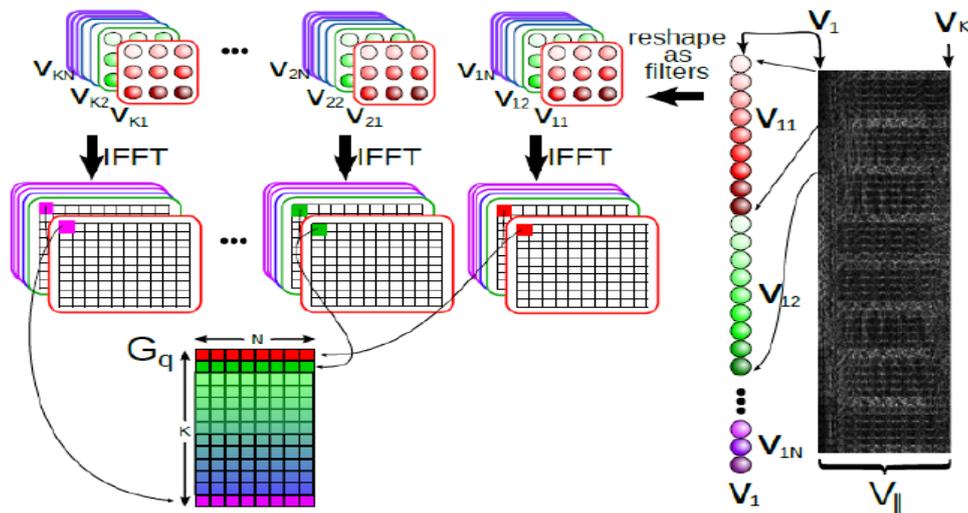


Figure (II.14) : Construction des matrices \mathbf{g}_q : moyen efficace pour calculer les valeurs et les vecteurs propres de [25].

Chaque vecteur de base dans $\mathbf{V}_{||}$ est remodelé (et renversé) dans Kernel de convolution dans l'espace k. Les circonvolutions peuvent être efficacement mises en œuvre multiplications dans l'espace de l'image, ce qui sépare $K \times N$ multiplications matricielles \mathbf{g}_q pour chaque position d'image de l'espace, où K est le nombre de Kernels $\mathbf{V}_{||}$ (le centre de la matrice de calibration).

Puis $\mathbf{g}_q = \mathbf{g}_q^H \mathbf{g}_q$.

II.15. Implémentation utilisant Soft-SENSE

Après calcul d'un seul ensemble de carte de sensibilités, une reconstruction SENSE standard peut être réalisée. Dans certains cas, des erreurs dans l'acquisition conduisent à l'apparition de multiples vecteurs propres de valeur propre '=1' ou valeurs propres supplémentaires

inférieures à un, indiquant des composantes de signal qui ne peuvent être expliqués en termes du modèle SENSE [25]. la forme suivante :

$$G_q = \sum_{j=1}^{M_q} \lambda_j(q) \vec{s}_j(q) \vec{s}_j^H(q) \quad (\text{II.35})$$

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

$$y_i = PF \sum_{j=1}^M (S_i^j m^j) \quad (\text{II.36})$$

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

II.16. Conclusion

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés aux principes de base de l'IRMp. Les limites des deux méthodes SENSE et GRAPPA nous enramenées à étudier d'autres approches telles que les méthodes SENSE 2D et GRAPPA 2D. De nouvelles approches telles que SPIRIT et ESPIRIT ont été étudiées dont le but d'avoir une reconstruction de qualité améliorée.

Chapitre III

**Résultats expérimentaux des méthodes de
reconstruction : SENSE 1D, SENSE
2D, GRAPPA, GRAPPA 2D**

III.1. Introduction

A travers ce chapitre, nous allons présenter les résultats de l'algorithme SENSE, GRAPPA, SENSE 2D et GRAPPA 2D. Nous allons détailler les étapes de chaque méthode par lesquelles nous nous sommes passés pour effectuer une reconstruction. Nous définirons aussi les paramètres de performance permettant d'étudier la qualité d'images fournies par ces méthodes de reconstruction. Les images reconstruites seront analysées en étudiant les paramètres suivants : Le rapport signal sur bruit (SNR : Signal to Noise Ratio), l'erreur quadratique (NMSE : Normalized Mean Squared Error), et l'indice de similarité (MSSIM : Mean Structural Similarity Index).

III.2. Rapport signal sur bruit (SNR)

Le rapport signal sur bruit SNR « Signal to Noise Ratio » parmi les performances d'estimation de la qualité d'une image reconstruite par rapport à l'original 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 SNR des pixels.

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

$$\text{SNR} = 10 \cdot \log(\text{moy}(\text{ROS}) / \text{sd}(\text{RON}))^2 \text{ (db)} \quad \text{(III.1)}$$

Le SNR 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*) [32].

III.3. L'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE)

L'erreur quadratique moyenne normalisée (Normalized Mean Square Error), quantifie la différence point à point entre deux images. Il est défini comme le rapport entre la somme des carrés de la différence entre les deux images, image référence et image reconstruite, et la puissance totale de l'image référence calculée par la somme des carrés.

$$\text{NMSE} = \frac{\sum_{(x,y) \in \text{ROI}} \| I^{\text{reference}}(x,y) - c \| I^{\text{recon}}(x,y) \|^2}{\sum_{(x,y) \in \text{ROI}} \| I^{\text{reference}}(x,y) \|^2} \quad \text{(III.2)}$$

Chapitre III : Résultats expérimentaux des méthodes de reconstruction : SENSE 1D, SENSE 2D, GRAPPA, GRAPPA 2D

Où : $I^{\text{reference}}$ est un vecteur contenant tous les pixels dans la ROI de l'image de référence et I^{recon} est le vecteur correspondant de l'image reconstruite. Le dénominateur est un facteur de normalisation correspondant à l'énergie totale de l'image de référence[32].

III.4. Indice de similarité Structurale moyen(MSSIM)

Soit $x = \{x_i | i=1,2,\dots, N\}$ et $y = \{y_i | i=1,2,\dots,N\}$ deux signaux discrets non-négatifs (parexemple, 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 :

$$C1 = (K1)^2 \quad (\text{III. 5})$$

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 : $C2 = (K2 \cdot 1)^2$ 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 $C3 = C2/2$

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

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

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:

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

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.

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

Avec : x, y sont les images de référence et reconstruite, respectivement ; et M est le nombre de fenêtres locales de l'image [30].

III.5. Résultats et discussion

Les simulations ont été réalisées sous Matlab R2012a sur un ordinateur i-3, RAM 6GB. Trois images ont été choisies comme des images de référence : l'image fantôme, l'image IRM et l'image réellebrain. L'image fantôme de type Shepp-Logan (SL) a été réalisée par le toolbox image processing par la fonction Phantom. L'image IRM a été acquise d'une base de donnée, nommée BrainWeb-MRI Simulator ; à partir du site <http://bic.mni.mcgill.ca/brainweb>. 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 echo (SPGR). L'image est pondérée en T1, elle 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 × 20 cm × 20 cm avec une taille de matrice de 200 × 200 × 200 pour une résolution isotrope 1 mm³.

III.6. Reconstruction SENSE

Après l'acquisition simultanée par N_c canaux, on dispose de N_c images dans le domaine de Fourier sous-échantillonnées d'un facteur de réduction R , ce qui correspond à un champ de vue réduit (FOV/ R). Pour reconstruire une image à champ de vue complet, on doit fusionner ces différentes images. Cette fusion aura lieu obligatoirement dans un espace donné. Les auteurs de la méthode SENSE ont choisi le domaine spatial. Ainsi, la méthode SENSE

Chapitre III : Résultats expérimentaux des méthodes de reconstruction : SENSE 1D, SENSE 2D, GRAPPA, GRAPPA 2D

transforme d'abord les images acquises dans le domaine spatial à l'aide d'une transformation de Fourier inverse, puis crée une image à champ de vue complet à partir de ces images intermédiaires. C'est donc un problème de séparation de sources puisque chaque pixel de l'image observée va contenir des informations provenant de plusieurs pixels équidistants dans l'image désirée correspondant au champ de vue complet. Ces pixels seront aussi pondérés par les coefficients de sensibilité des récepteurs en chaque position du champ de vue complet.

III.6.1. Expérience sur l'image fantôme

Pour reconstruire l'image, un nombre de pixel de 256x256, un réseau 8 bobines réceptrices distribuées autour de l'image, un facteur de réduction R égale à 2 ont été choisis. La reconstruction de l'image par la méthode SENSE nécessite le calcul de la carte de sensibilité.

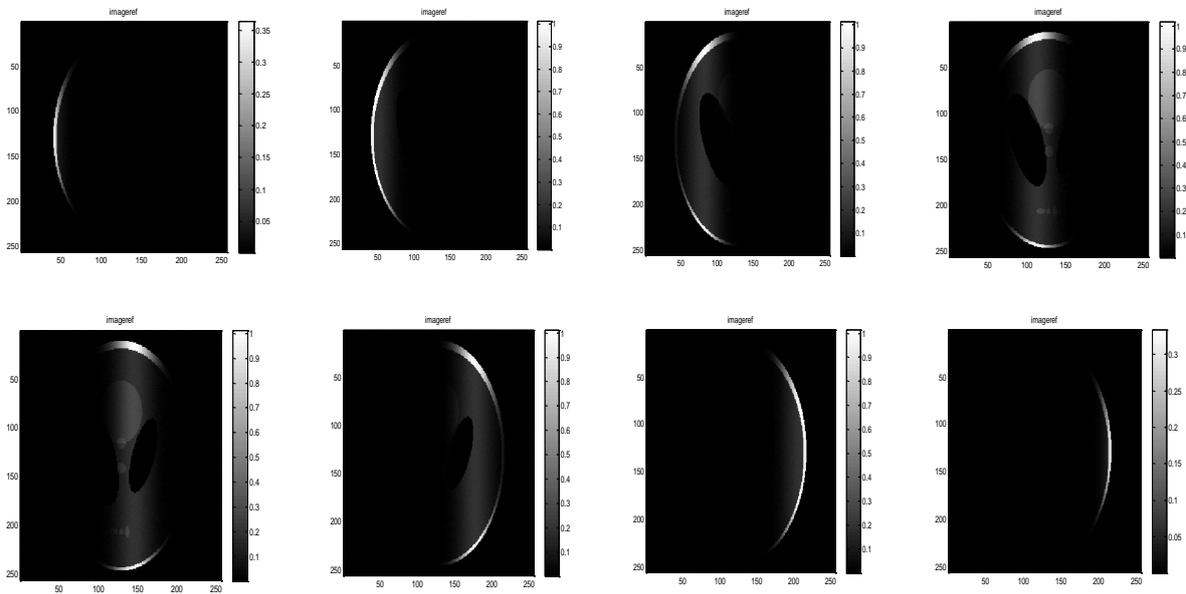


Figure (III. 1): 8 cartes de sensibilité.

La figure (III. 1) représente les huit cartes de sensibilités obtenue à partir de l'image fantôme utilisant 8 canaux réceptrice.

Des simulations numériques ont été effectuées dans le but d'étudier la qualité des images reconstruite pour différentes valeurs du facteur d'accélération R. Trois paramètres de performances ont été utilisés dans notre algorithme : le SNR, le NMSE et le MSSIM.

Dont le but d'améliorer la qualité des images reconstruites une solution régularisée choisissant un paramètre de régularisation a été appliquée [33]. Une étude comparative entre la qualité d'images reconstruites avec et sans régularisation a été effectuée.

Rapport signal sur bruit (SNR)

La figure (III.2) représente les résultats du SNR en fonction du facteur d'accélération R pour les deux types d'applications : avec et sans régularisation. Un paramètre de régularisation de 0.00088 a été choisi dans la solution régularisée. Le facteur d'accélération prend les valeurs $R=2, 4, 6$ et 8 .

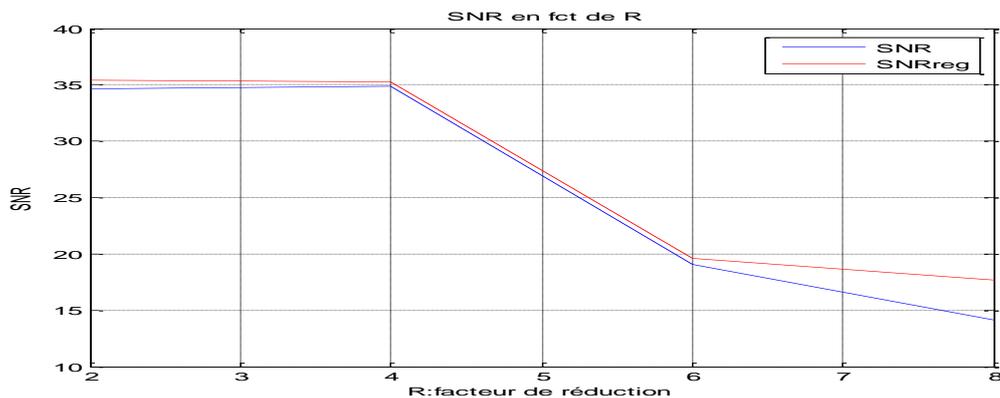


Figure (III. 2) : SNR en fonction du facteur d'accélération R , avec et sans régularisation.

A partir de la figure (III. 2) nous remarquons que le SNR diminue chaque fois que le facteur d'accélération R augmente. Avec un facteur d'accélération réduit ($R=2$), la valeur du SNR est élevée. La valeur du paramètre de régularisation a amélioré les résultats à chaque point testé, elle a donc amélioré la qualité des images reconstruites.

L'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE)

La figure (III. 3) représente les résultats du NMSE en fonction du facteur d'accélération R , avec et sans régularisation. Le facteur d'accélération prend les valeurs $R=2, 4, 6$ et 8 , le paramètre de régularisation λ prend la valeur 0.00088.

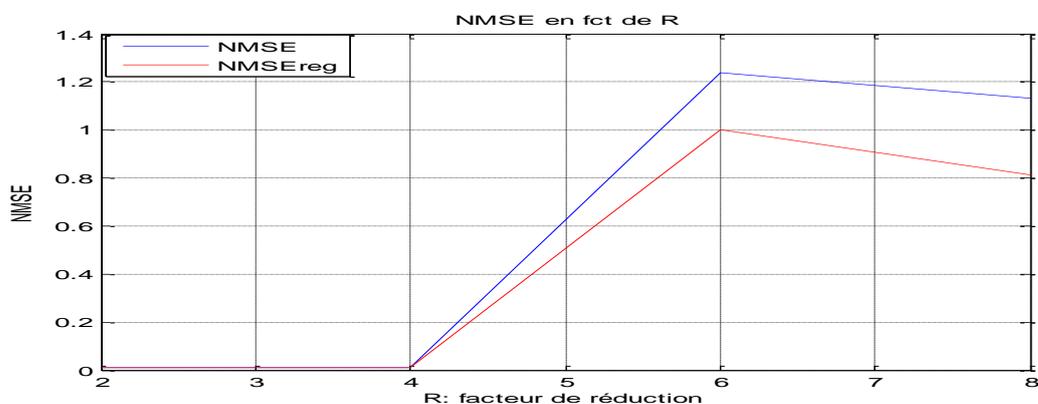


Figure (III. 3) : NMSE en fonction du facteur d'accélération R , avec et sans régularisation.

Chapitre III : Résultats expérimentaux des méthodes de reconstruction : SENSE 1D, SENSE 2D, GRAPPA, GRAPPA 2D

La figure (III. 3) montrent que l'erreur augmente lorsque le facteur d'accélération R augmente. En appliquant un paramètre de régularisation, l'erreur augmente moins que les reconstructions sans régularisation. Cette dernière permet d'améliorer la qualité d'image.

Indice de similarité Structurale moyen (MSSIM)

La figure (III. 4) représente les résultats du MSSIM en fonction du facteur d'accélération R , avec et sans régularisation. Le facteur d'accélération prend les valeurs $R=2, 4, 6$ et 8 , le paramètre de régularisation λ prend la valeur 0.00088 .

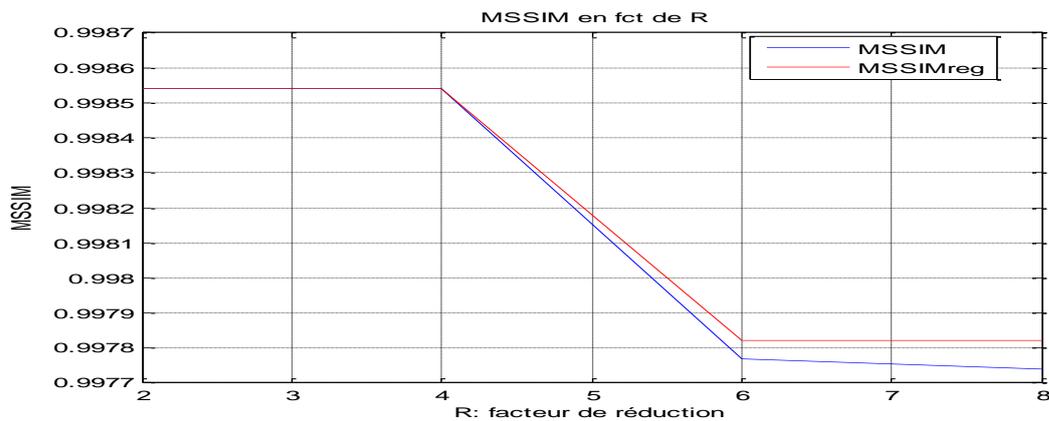
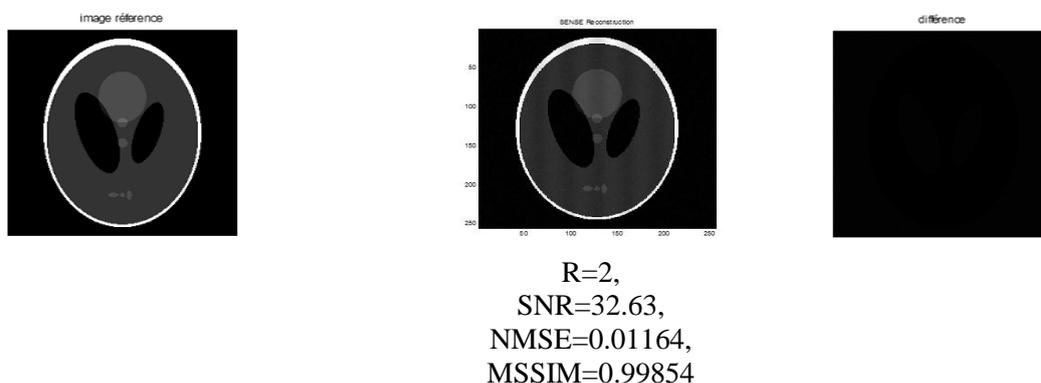


Figure (III. 4) : MSSIM en fonction du facteur d'accélération R , avec et sans régularisation.

D'après la figure (III. 4) nous avons remarqué que l'indice de similarité était proche de 1 à un facteur d'accélération réduit de $R=2$. Le MSSIM diminue avec l'augmentation de R .

Images reconstruites

Nous avons essayé dans cette section, de visualiser les images reconstruites avec différents facteurs d'accélération et les comparer avec celle de référence. La figure (III. 5) représente les images reconstruites et leurs différences avec l'image de référence pour différents facteurs d'accélération $R=2, 4, 6, 8$.



Chapitre III : Résultats expérimentaux des méthodes de reconstruction : SENSE 1D, SENSE 2D, GRAPPA, GRAPPA 2D

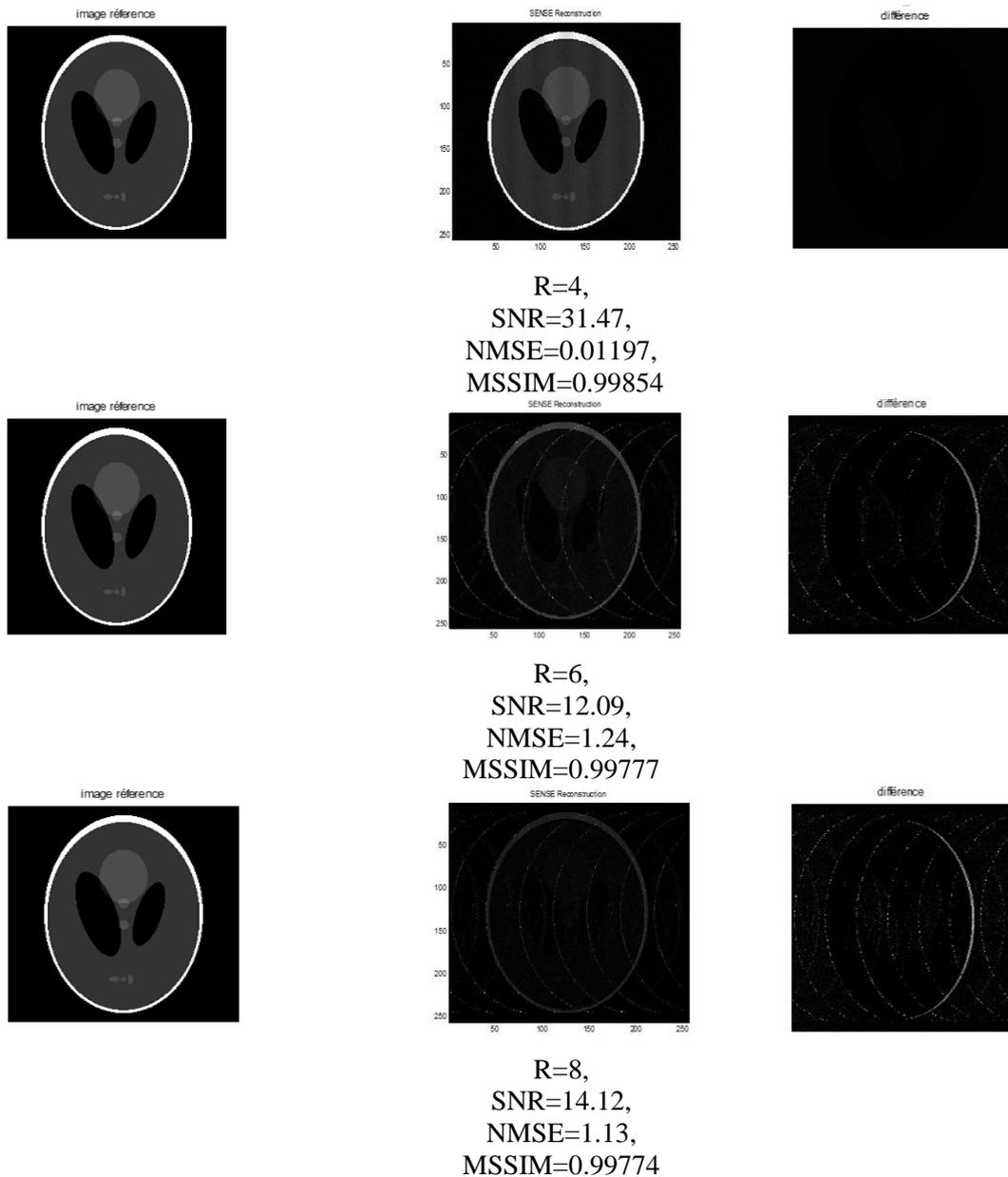


Figure (III. 5) : Images reconstruite et leurs différences avec l'image de référence pour différents facteurs d'accélération $R=2, 4, 6, 8$.

La figure (III. 5) montre que la qualité de l'image reconstruite est de bonne qualité lorsque $R=2$, quand le R augmente la qualité de l'image se dégrade progressivement.

La figure (III. 6) représente les images reconstruite avec régularisation ($\lambda=0.00088$) et leurs différences avec l'image de référence pour différents facteurs d'accélération $R=2, 4, 6, 8$.

Chapitre III : Résultats expérimentaux des méthodes de reconstruction : SENSE 1D, SENSE 2D, GRAPPA, GRAPPA 2D

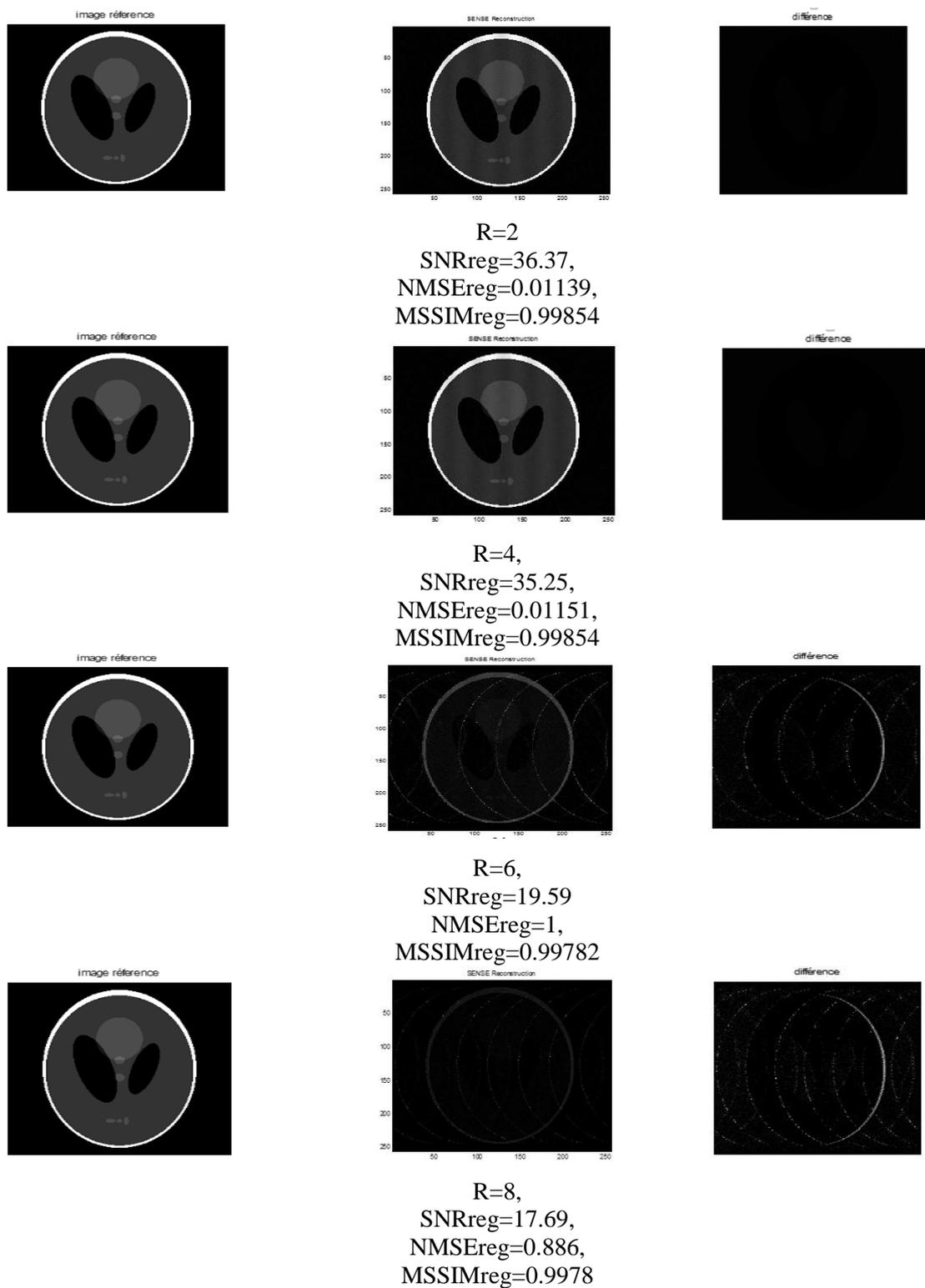


Figure (III. 6) : Images fantôme reconstruite avec régularisation ($\lambda=0.00088$) et leurs différences avec l'image de référence pour différents facteurs d'accélération $R=2, 4, 6, 8$.

Chapitre III : Résultats expérimentaux des méthodes de reconstruction : SENSE 1D, SENSE 2D, GRAPPA, GRAPPA 2D

D'après les résultats trouvés ci-dessus, on constate que la régularisation a amélioré la qualité des images reconstruites. Après l'augmentation du facteur R, les résultats de la reconstruction se dégradent et ne sont plus convaincantes. La reconstruction présente des distorsions plus importantes pour tous les facteurs R supérieur à 2.

III.6.2. Expérience sur des données réelles

Dans cette section, nous avons utilisé l'image IRM décrite ci-dessus. La qualité des images reconstruites a été étudiée en appliquant les trois paramètres : le SNR, le NMSE et le MSSIM. Les figures (III. 7) et (III. 8) représentent respectivement les images reconstruites sans et avec régularisation. Le facteur d'accélération prend les valeurs $R=2, 4, 6$ et 8 . Les valeurs des trois paramètres de performances : le SNR, le NMSE et le MSSIM sont présentées au-dessous de chaque image reconstruite.

III.6.2.1 SENSE sans régularisation

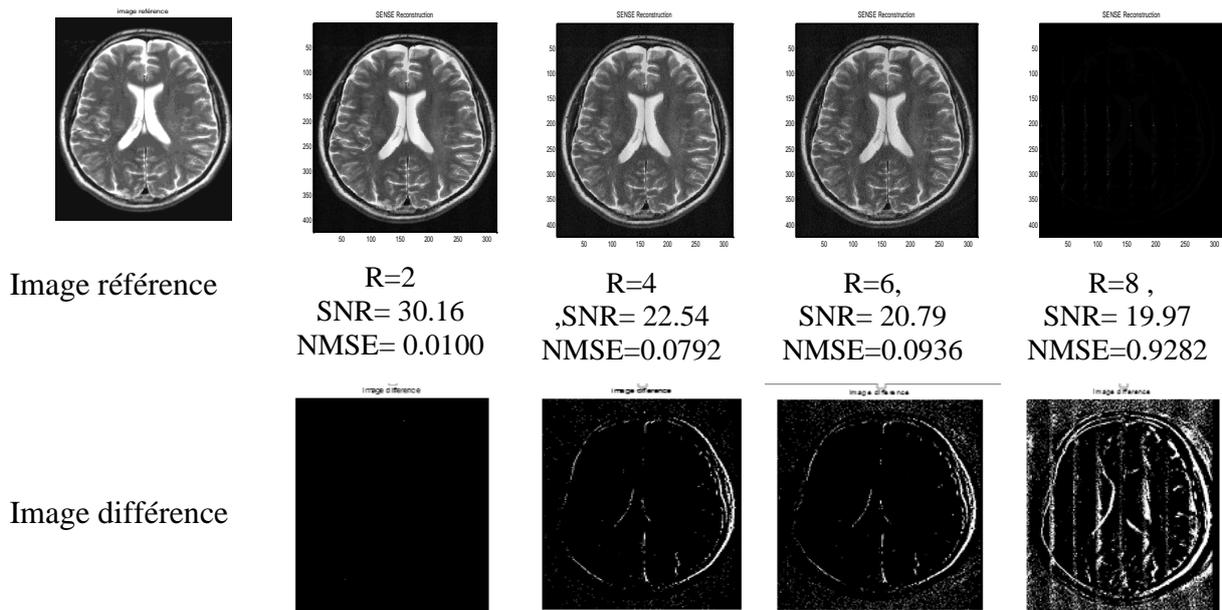


Figure (III. 7) : Images IRM reconstruites et leurs différences avec l'image de référence pour différents facteurs d'accélération $R=2, 4, 6, 8$.

La figure (III. 7) montre que la reconstruction SENSE dépend du facteur d'accélération R, lorsque R est réduit : $R=2$, l'image reconstruite est de bonne qualité et lorsque R augmente la qualité de l'image se dégrade.

III.6.2.2 SENSE avec régularisation

La figure (III. 8) représente les imagesIRM reconstruite avec régularisation ($\lambda=0.00088$) et leurs différences avec l'image de référence pour différents facteurs d'accélération R=2, 4, 6, 8.

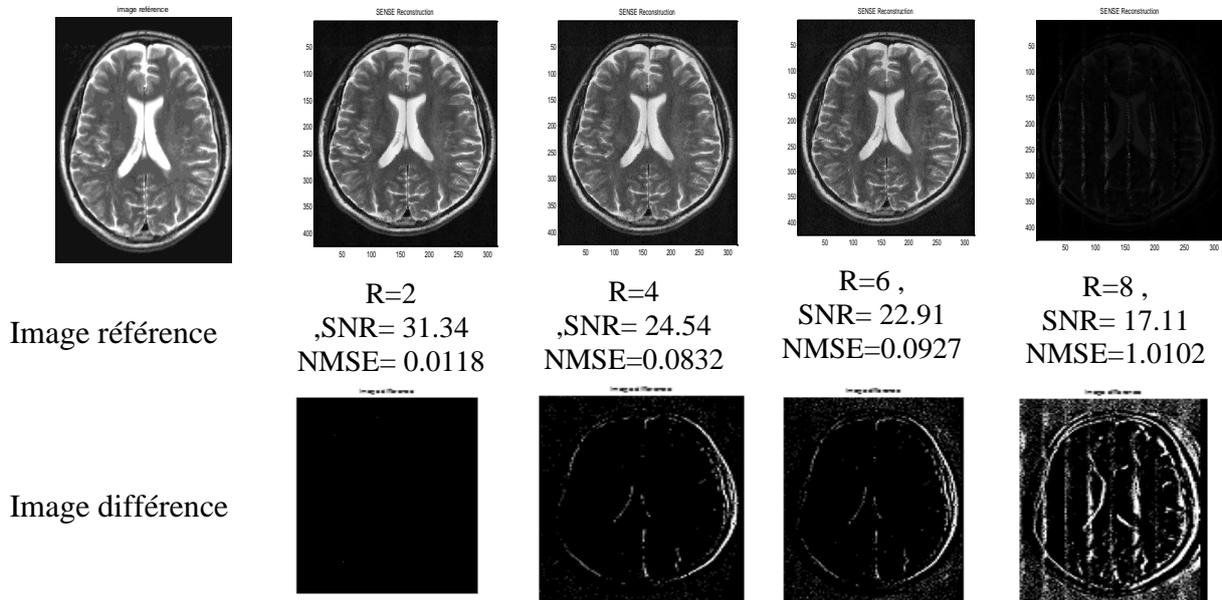


Figure (III. 8) : Images IRM reconstruites avec régularisation ($\lambda=0.00088$) et leurs différences avec l'image de référence pour différents facteurs d'accélération R=2, 4, 6, 8.

A partir de la figure (III. 8) on constate que la régularisation améliore la qualité des images reconstruites.

III.7. Reconstruction SENSE 2D

La reconstruction SENSE 2D est une méthode itérative. Certains paramètres influent sur la qualité de l'image reconstruite comme le nombre d'itérations et la taille de la fenêtre. Il est donc nécessaire de bien choisir les paramètres appliqués à l'entrée de l'algorithme.

Choix des paramètres d'entrées :

Deux paramètres d'entrées ont été étudiés, le nombre d'itération et la taille de la fenêtre.

III.7.1 Nombre d'itération

Dans cette section, nous avons étudié l'erreur en fonction du nombre d'itération. À partir de la figure (III. 9) nous avons pu choisir la valeur optimale du nombre d'itération.

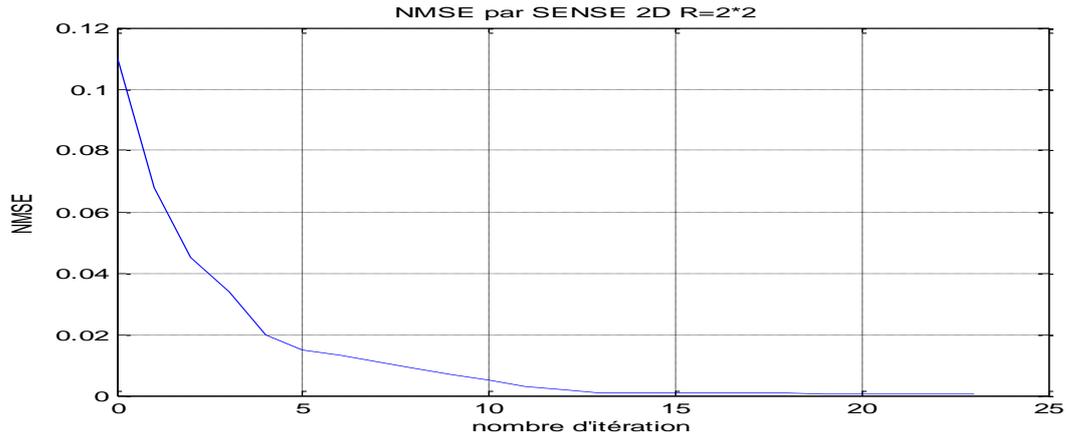


Figure (III. 9):NMSE en fonction du nombre d'itération.

La valeur du nombre d'itération optimale choisie est de 12 itérations.

III.7.1. Taille de la fenêtre

La figure (III. 10) représente les variations de NMSE en fonction de la taille de la fenêtre pour une reconstruction SENSE 2D

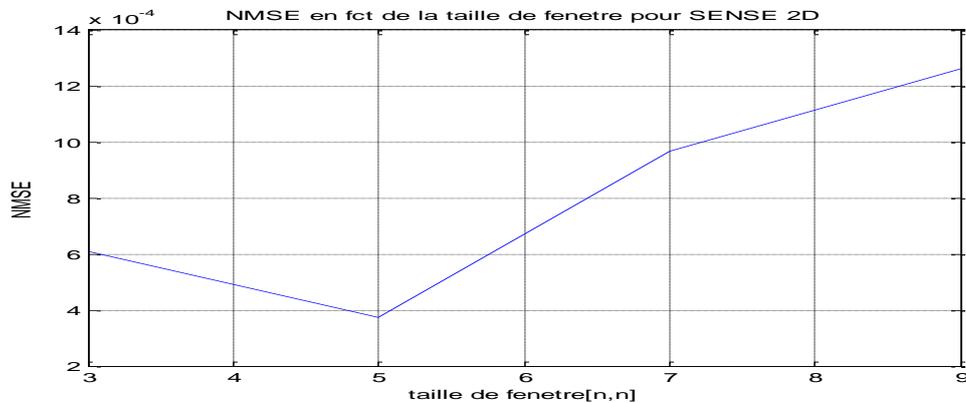


Figure (III. 10):NMSE en fonction de la taille de fenêtre.

Pour une erreur minimale la taille de la fenêtre optimale est de [5,5].

Nous avons appliqué ces deux paramètres : Nombre d'itération=20 et une taille de la fenêtre de [5,5] à l'entrée de notre algorithme, ensuite nous avons étudié la qualité des images reconstruites pour différentes valeurs de R.

Rapport signal sur bruit (SNR)

La figure (III. 11) représente la variation du SNR en fonction des différents facteurs d'accélération R de la méthode SENSE 2D avec et sans régularisation, un paramètre de régularisation $\lambda=0.02$.

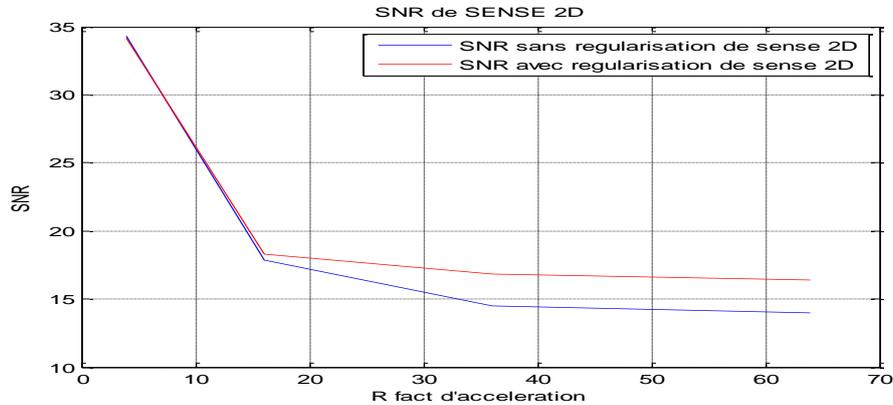


Figure (III. 11): SNR(avec et sans régularisation) en fonction du facteur d'accélération.

Les résultats de la figure (III. 11) montrent que le SNR de l'image reconstruite par SENSE 2D est élevé pour un facteur d'accélération R réduit. Si le facteur d'accélération augmente, le SNR diminue rapidement. Nous remarquons aussi que la régularisation corrigée le signal à tous point R testé.

Images reconstruites

Nous avons essayé de visualiser les images reconstruites avec différents facteurs d'accélération et les comparer avec celle de référence.

La figure (III. 12) représente la différence entre les images reconstruites et l'image de référence, pour différents facteurs d'accélération $R=2*2, 4*4, 6*6, 8*8$.



R=2*2,
SNR=34.32,
NMSE=0.0015,
MSSIM=0.8797

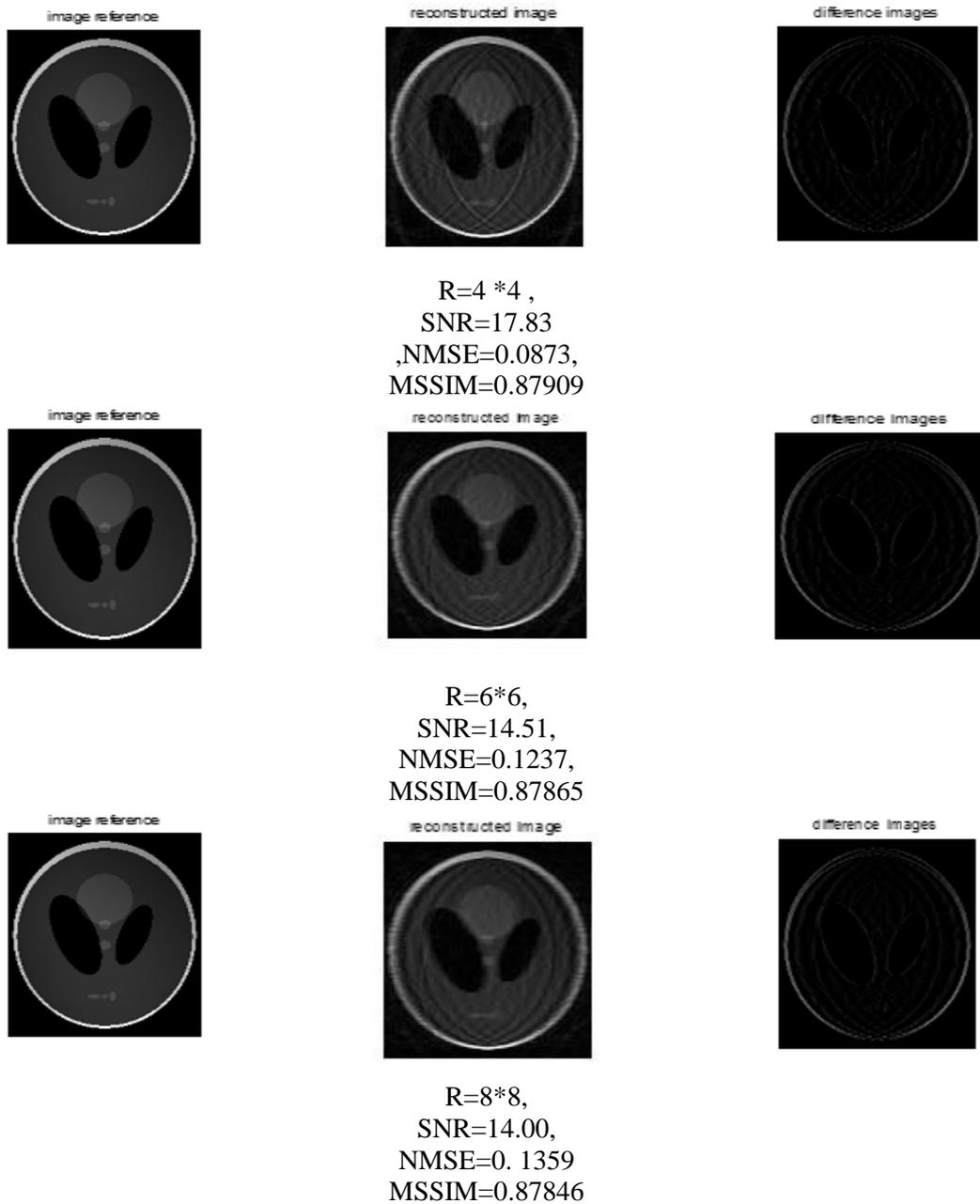


Figure (III. 12): La différence entre les images fantômes reconstruites sans régularisation et l'image de référence. Pour différents facteurs d'accélération $R=2*2, 4*4, 6*6, 8*8$.

La figure (III. 13) représente les images reconstruite avec régularisation et leurs différences avec l'image de référence pour différents facteurs d'accélération $R=2*2, 4*4, 6*6, 8*8$.



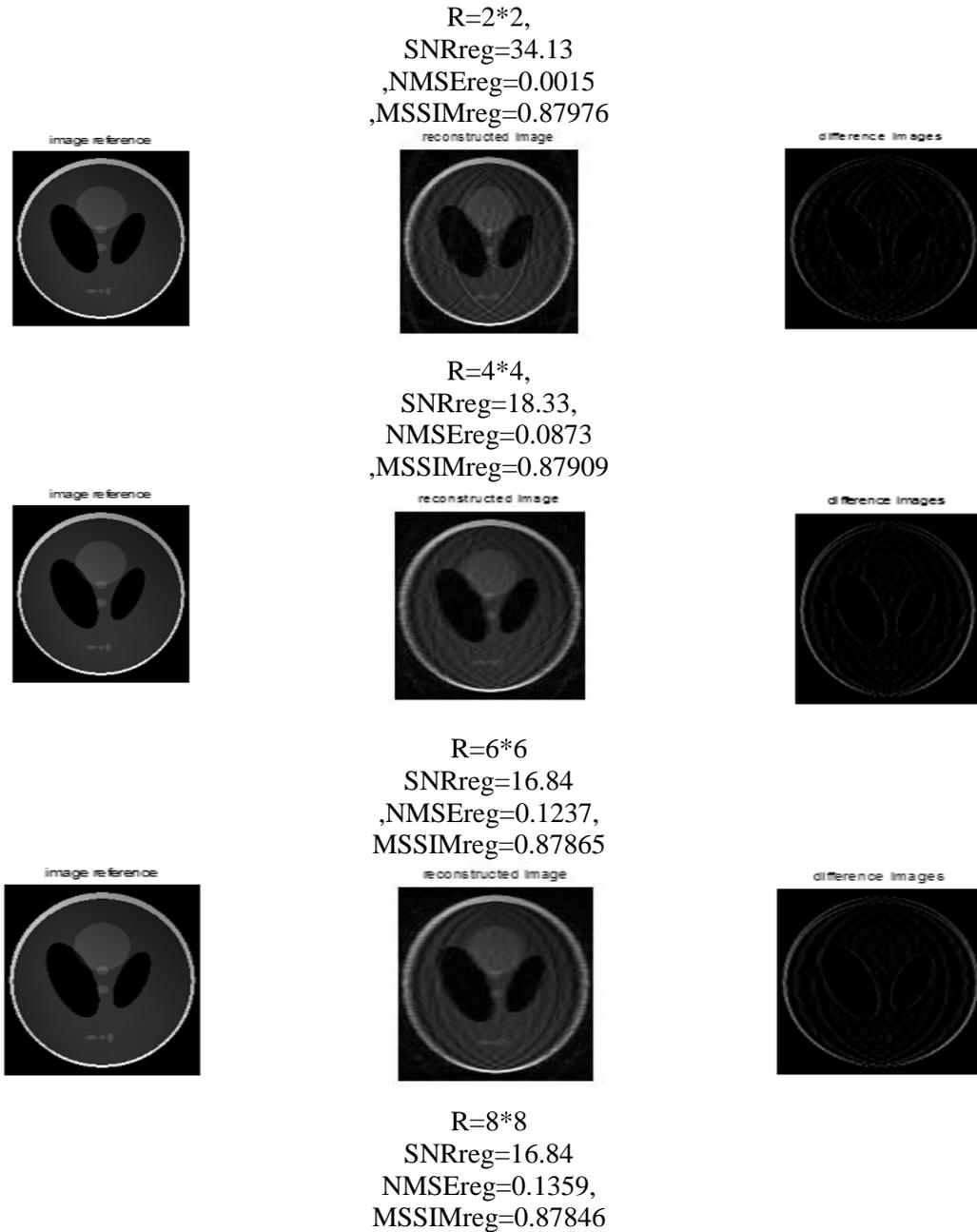
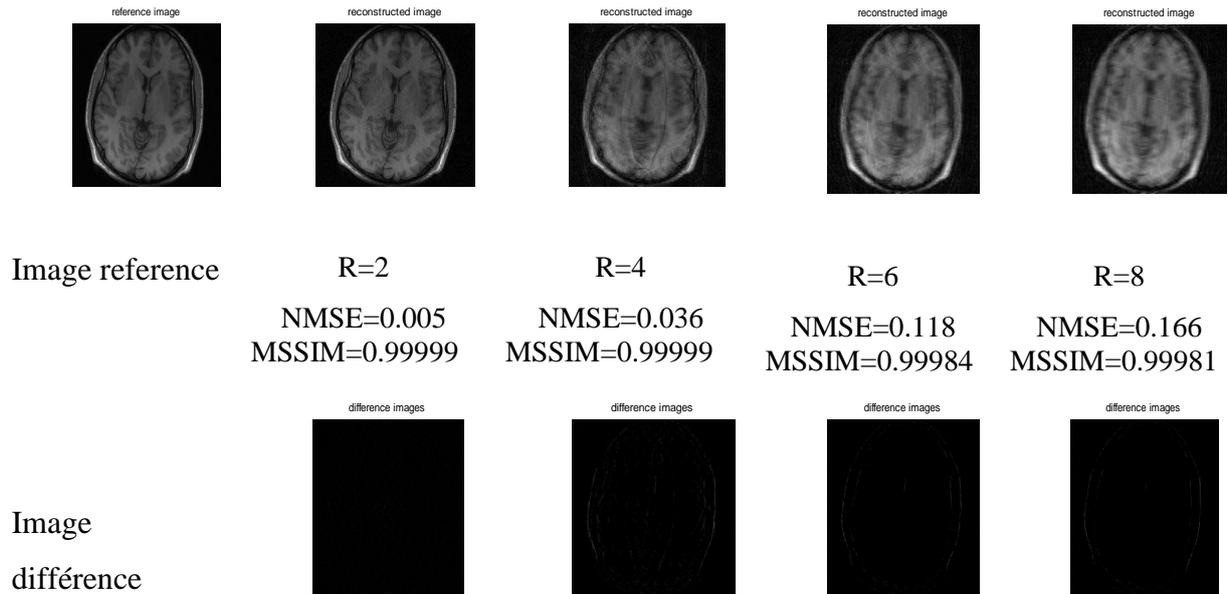


Figure (III. 13):La différence entre les images fantômes reconstruites avec régularisation et l'image de référence pour différents facteurs d'accélération $R=2*2,4*4,6*6,8*8$.

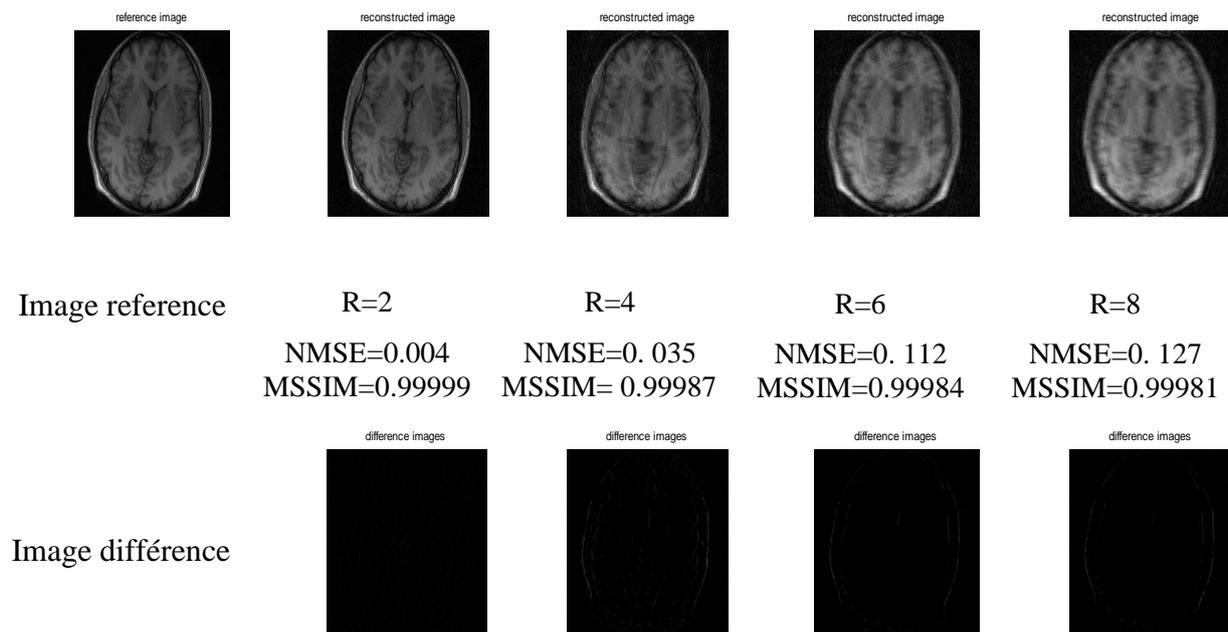
Reconstruction SENSE 2D sur les images réelles brain

Dans cette partie nous avons appliqué l'image brain décrite ci-dessus à l'entrée de notre algorithme. La figure(III. 14) représente les images brain reconstruite en appliquant la méthode SENSE 2D en fonction du facteur d'accélération R , la différence entre l'image référence et reconstruite est aussi représenté.

Chapitre III : Résultats expérimentaux des méthodes de reconstruction : SENSE 1D, SENSE 2D, GRAPPA, GRAPPA 2D



Figure(III. 14.a) :Reconstruction SENSE 2D sans régularisation sur les images IRM.



Figure(III. 14.b) :Reconstruction SENSE 2D avec régularisation sur les images IRM.

Les résultats de la figure (III. 14)montrentquelaqualité de l'image se dégrade lorsqu'on augmente le facteur d'accélération R, la différence des images augmente aussi, mais les résultats sont améliorés par rapport à la reconstruction SENSE 1D.

Chapitre III : Résultats expérimentaux des méthodes de reconstruction : SENSE 1D, SENSE 2D, GRAPPA, GRAPPA 2D

La reconstruction SENSE 1D donne des images reconstruites avec une haute qualité pour R réduit ($R=2$) avec un temps de calcul un peu long. D'autres méthodes de reconstruction ont été appliquées dans cet axe comme la reconstruction SENSE 2D. Elle est basée sur un sous-échantillonnage appliqué selon les deux directions de l'encodage de phase. Elle résout le problème de temps et elle améliore la qualité de l'image reconstruite, elle est utilisée sur tout dans le cas des images 3D.

III.8. Reconstruction GRAPPA 1D

La méthode GRAPPA utilise un petit nombre de lignes supplémentaires au centre de l'espace k d'une antenne. Elles sont appelées lignes ACS (autocalibrating signal). Généralement, le nombre de lignes ACS dépend du facteur d'accélération. Plus R est grand, plus il faut de lignes ACS pour maintenir une qualité d'image reconstruite suffisante.

La qualité des images reconstruites a été étudiée en appliquant les trois paramètres : le SNR, le NMSE et le MSSIM

Rapport signal sur bruit (SNR)

La figure (III. 15) représente 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 (voir chapitre 2).

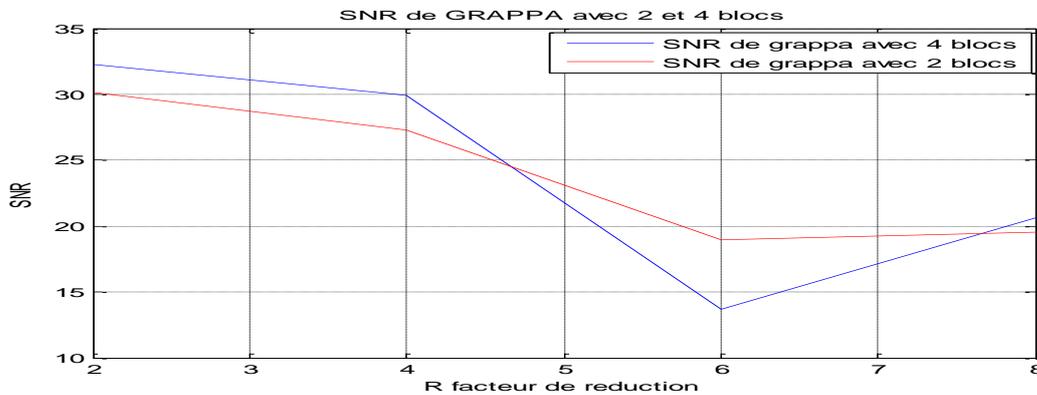


Figure (III. 15): SNR en fonction du facteur d'accélération avec un nombre de blocs de 2 et 4.

Les résultats de la figure (III. 15) montrent que le SNR de l'image reconstruite en utilisant 4 blocs est plus élevé comparé à celui utilisant 2 blocs pour un facteur d'accélération R réduit; si le facteur d'accélération augmente, le SNR diminue rapidement.

L'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE)

La figure (III. 16)représente la variation du NMSE en fonction des différents facteurs d'accélération R avec un nombre de blocs de 2 et 4.

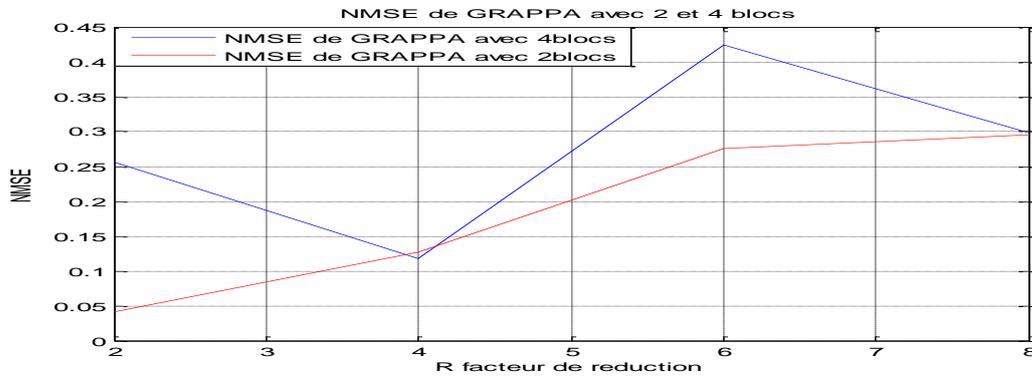


Figure (III. 16):NMSE en fonction du facteur d'accélération avec un nombre de blocs de 2 et 4.

Le tracé de la figure (III. 16)montre que le NMSE est très réduit pour un R réduit ; si R augmente, le NMSE augment aussi. Le NMSE de l'image reconstruite s'améliore en augmentant le nombre de blocs à des R réduit.

Indice de similarité Structurale moyen(MSSIM)

La figure (III. 17)représente la variation du MSSIM en fonction des différents facteurs d'accélération R.

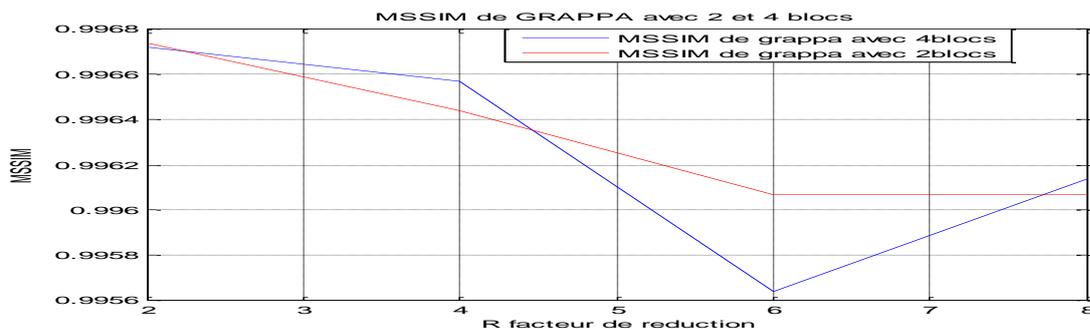


Figure (III. 17):MSSIM en fonction du facteur d'accélération

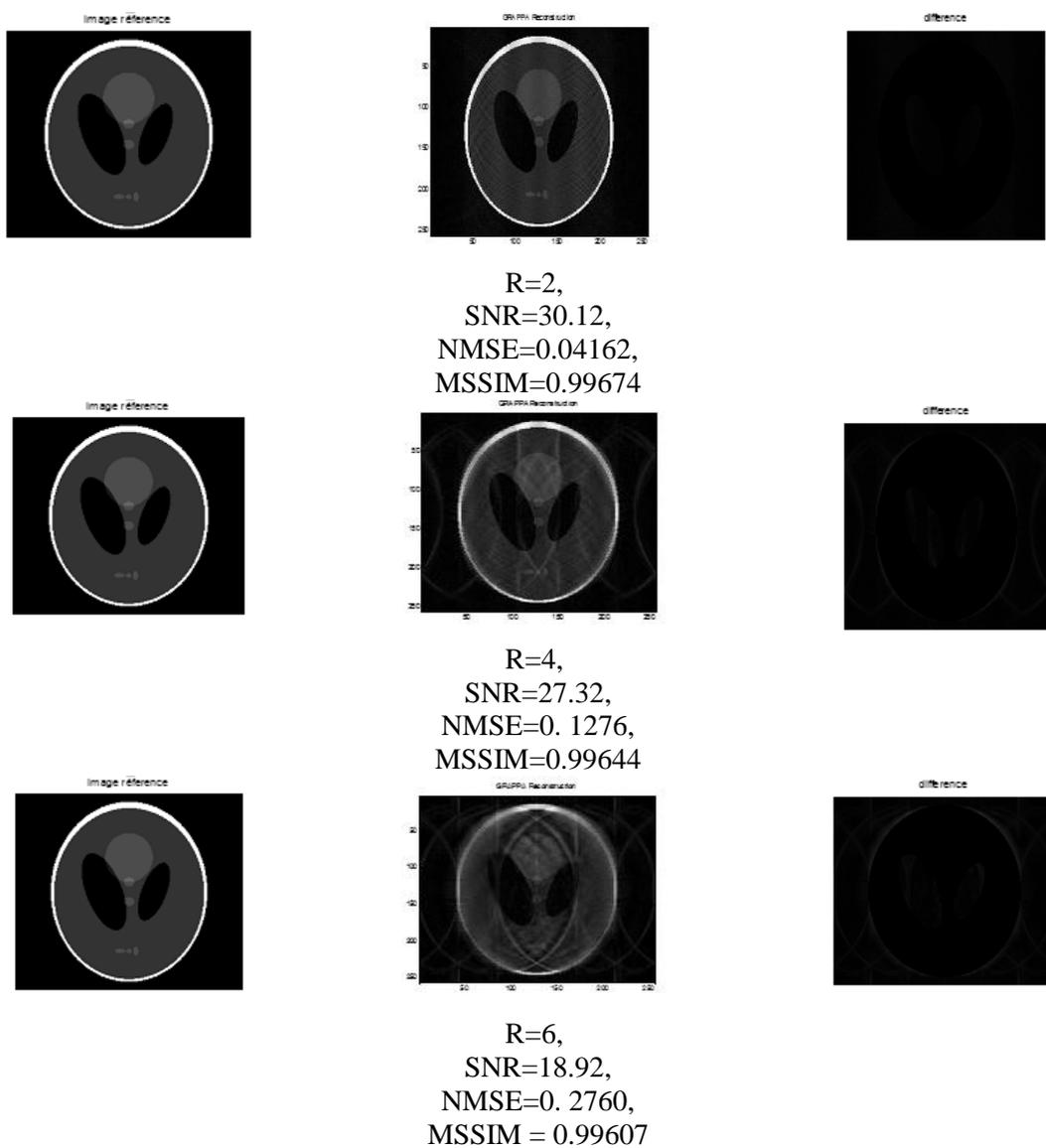
Les résultats de la figure (III. 17)montrent que le MSSIM des images reconstruites est proche de 1. Cela signifie que la qualité des images reconstruites est proche de l'image de référence. Par conséquent, nous remarquons d'après les résultats que les signaux des images reconstruites sont très élevés 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.

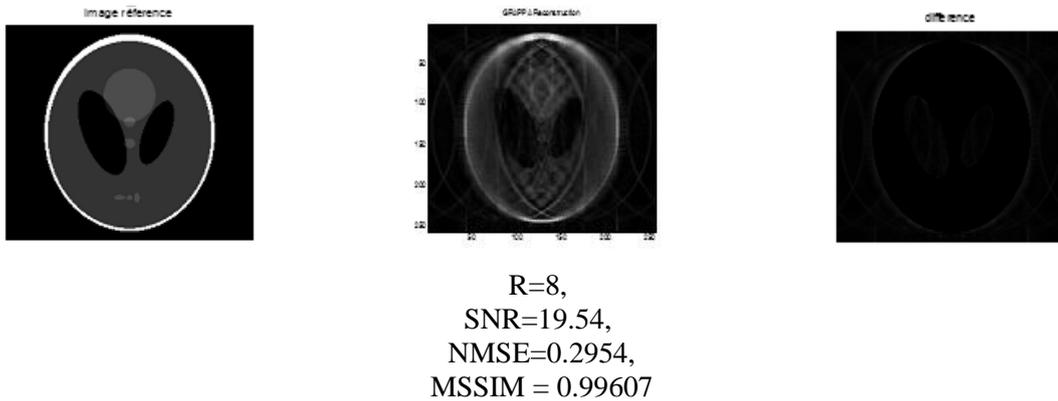
III.8.1. Expérience sur l'image Phantom

Nous avons essayé de visualiser les images fantôme reconstruites avec un nombre de bloc de 2 et 4, ensuite les comparer avec celle de référence avec différents facteurs d'accélération.

GRAPPA avec 2 blocs

La figure (III. 18) représente les images fantôme reconstruites en fonction de différents facteurs d'accélération avec un nombre de blocs égale à 2.



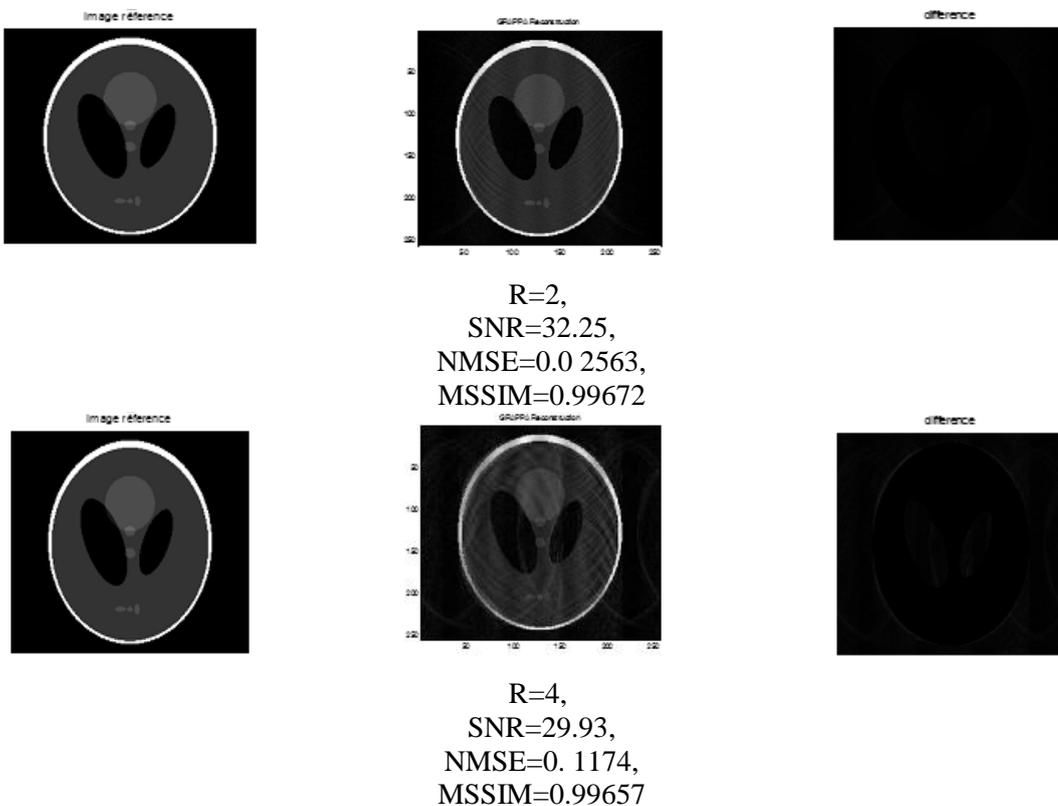


Figure(III. 18): Images fantôme reconstruites par GRAPPA avec 2 blocs en fonction de R. En gauche : images références, images reconstruites et En droite : différence entre image reconstruite et image référence.

La valeur du SNR de la reconstruction GRAPPA avec deux blocs est meilleure lorsque $R=2$, la qualité de l'image se dégrade lorsque R augmente.

GRAPPA avec 4 blocs

La figure (III. 19) représente les images fantôme reconstruites en fonction de différents facteurs d'accélération avec un nombre de blocs égale à 4.



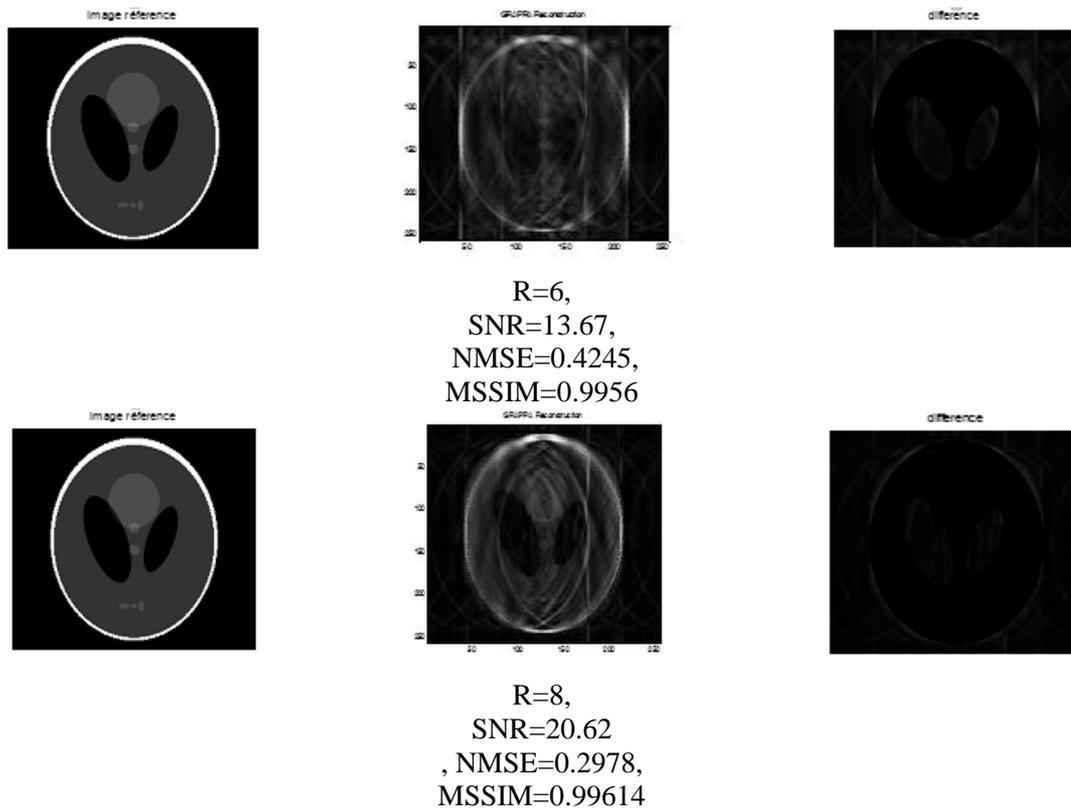


Figure (III. 19): Images fantôme reconstruites par GRAPPA avec 2 blocs en fonction de R. En gauche : images références, images reconstruites et En droite : différence entre image reconstruite et image référence.

Les résultats de la figure (III. 19) montrent que l'image reconstruite en utilisant 4 blocs est meilleur comparant à celle utilisant 2 blocs pour un facteur d'accélération R réduit, on constate donc que le nombre de blocs agit sur la qualité de l'image reconstruite.

Dans les applications qui suivent, nous utilisons un nombre de blocs égale à 4.

III.8.2. Expérience sur l'image IRM

La figure (III. 20) représente les images IRM reconstruites en fonction de différents facteurs d'accélération.

Chapitre III : Résultats expérimentaux des méthodes de reconstruction : SENSE 1D, SENSE 2D, GRAPPA, GRAPPA 2D

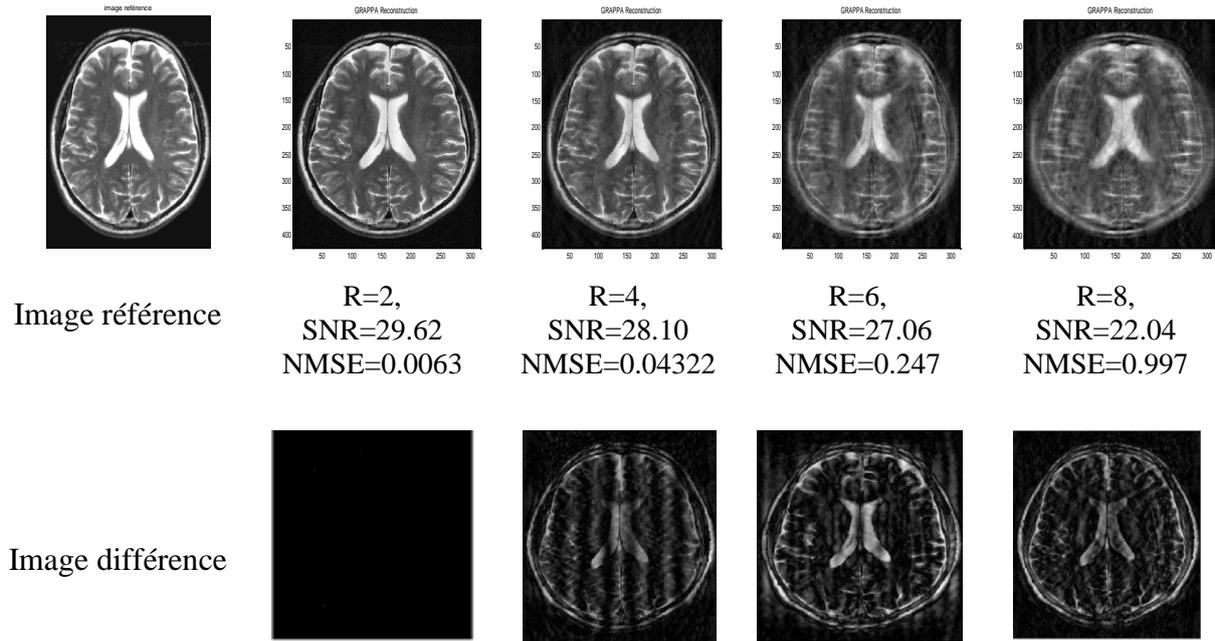


Figure (III. 20) : Images IRM reconstruite avec 4 blocs et leurs différences avec l'image de référence pour différents facteurs d'accélération $R=2, 4, 6, 8$. haut : les images reconstruites, bas : la différence entre l'image reconstruite et l'image de référence.

Les résultats de la figure (III. 20) 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 qui perturbent l'homogénéité de l'information dans l'image reconstruite et qui rendent la reconstruction imparfaite.

D'autres méthodes comme la méthode GRAPPA 2D ont été réalisées afin de résoudre ces types de problèmes

III.9. Reconstruction GRAPPA 2D

NMSE en fonction de la taille de la fenêtre

La figure (III. 21) représente les variations de NMSE en fonction de la taille de la fenêtre pour une reconstruction GRAPPA 2D

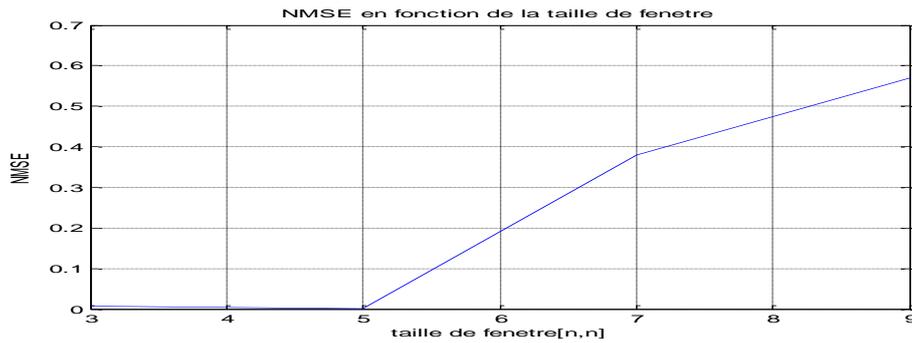


Figure (III. 21) : NMSE en fonction de la taille de la fenêtre

A partir des résultats de la figure (III. 21), nous allons exécuter cet algorithme avec une fenêtre de taille [5,5]. Nous allons étudier la qualité des images reconstruites en utilisant le SNR, le NMSE et le MSSIM.

Rapport signal sur bruit (SNR)

La figure (III. 22) représente la variation du SNR en fonction des différents facteurs d'accélération R de la méthode GRAPPA 2D avec et sans régularisation pour une fenêtre [5 ,5] ,un paramètre de régularisation $\lambda=0.08811$.

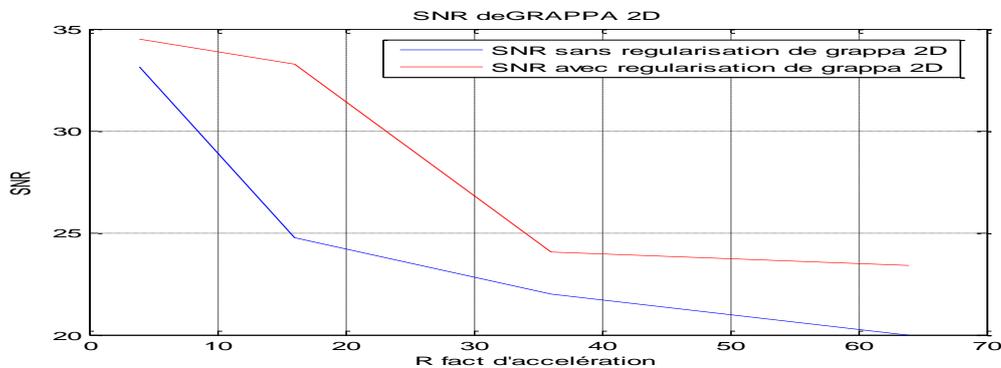


Figure (III. 22): SNR (avec et sans régularisation) en fonction du facteur d'accélération.

Les résultats de la figure (III. 22) montrent que le SNR des images reconstruites est meilleur, Cela signifie que la qualité des images reconstruites est proche de l'image de référence. Nous remarquons que le SNR diminue chaque fois que le facteur d'accélération R augmente, et quelque soit la valeur de la régularisation. Avec un facteur d'accélération réduit (R=2), la valeur du SNR est élevée ; cela signifie que la qualité d'image reconstruite est amélioré. LeSNR de l'image reconstruite est meilleur après une régularisation, il est amélioré en tous point testé.

L'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE)

La figure (III. 23) représente la variation du NMSE en fonction de différents facteurs d'accélération R de la méthode GRAPPA 2D avec et sans régularisation.

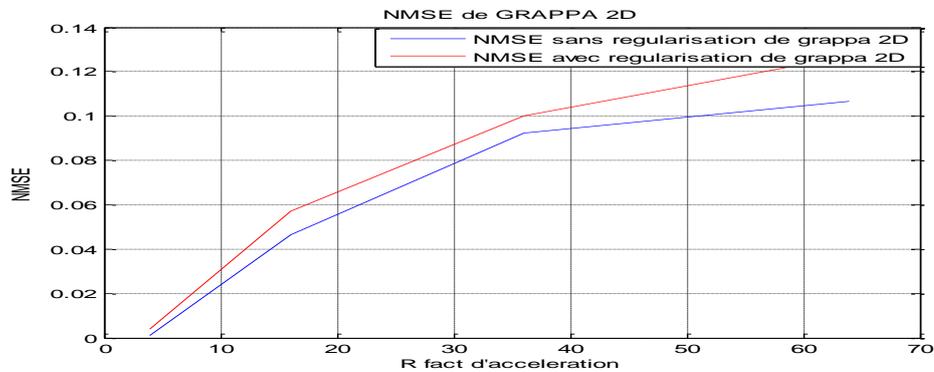


Figure (III. 23): NMSE (avec et sans régularisation) en fonction du facteur d'accélération.

Le tracé de la figure (III. 23) montre que le NMSE est très réduit pour un R réduit ; si R augmente, le NMSE augmente aussi. Lorsqu'on applique la régularisation le NMSE diminue en tous points testés.

Indice de similarité Structurale moyen (MSSIM)

La figure (III. 24) représente la variation du MSSIM en fonction des différents facteurs d'accélération R avec et sans régularisation.

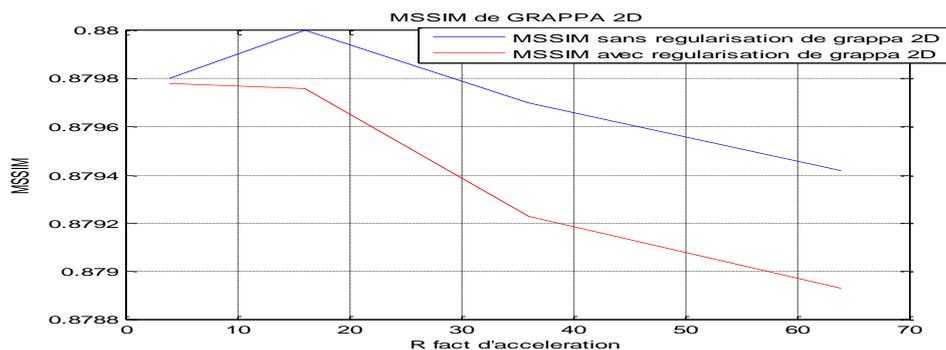


Figure (III. 24): MSSIM (avec et sans régularisation) en fonction du facteur d'accélération.

Les résultats de la figure (III. 24) montrent que le MSSIM des images reconstruites est proche de 1 lorsqu'on applique la régularisation. Cela signifie que la qualité des images reconstruites est proche de l'image de référence. Le MSSIM de l'image reconstruite diminue lorsque R augmente, cela signifie que la qualité de l'image se dégrade.

III.9.1.Reconstruction GRAPPA 2D sur l'image Phantom

La figure (III. 25) représente la différence entre les images reconstruites et l'image de référence, pour différents facteurs d'accélération $R=2*2, 4*4, 6*6, 8*8$.



$R=2*2$
SNR=33.12,
NMSE=0.0009,
MSSIM=0.8798



$R=4*4$,
SNR=24.74,
NMSE=0.0464,
MSSIM=0.8800

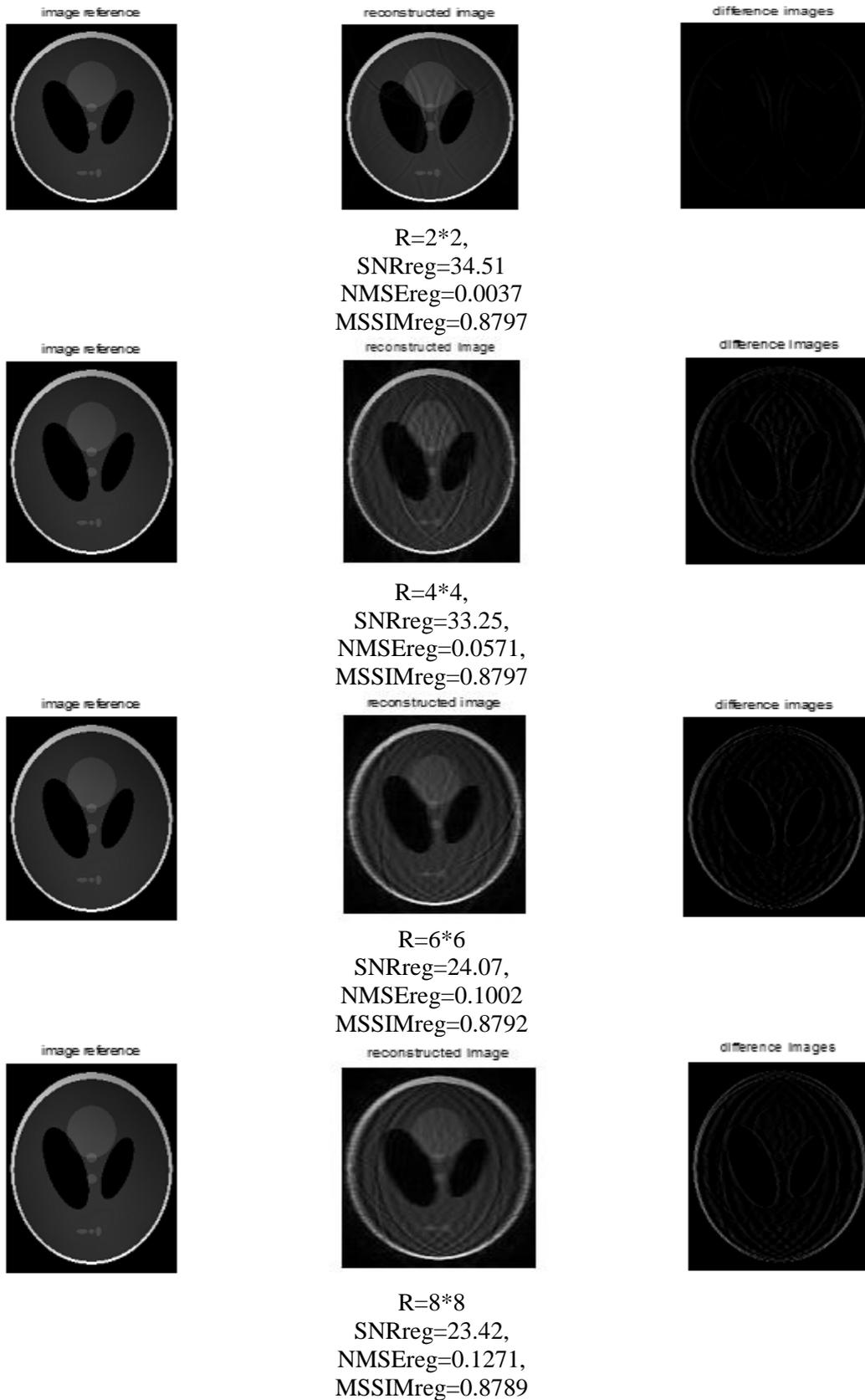


$R=6*6$,
SNR=21.99,
NMSE=0.0923,
MSSIM=0.8797



$R=8*8$,
SNR=20.00,
NMSE=0.1068
MSSIM=0.8794

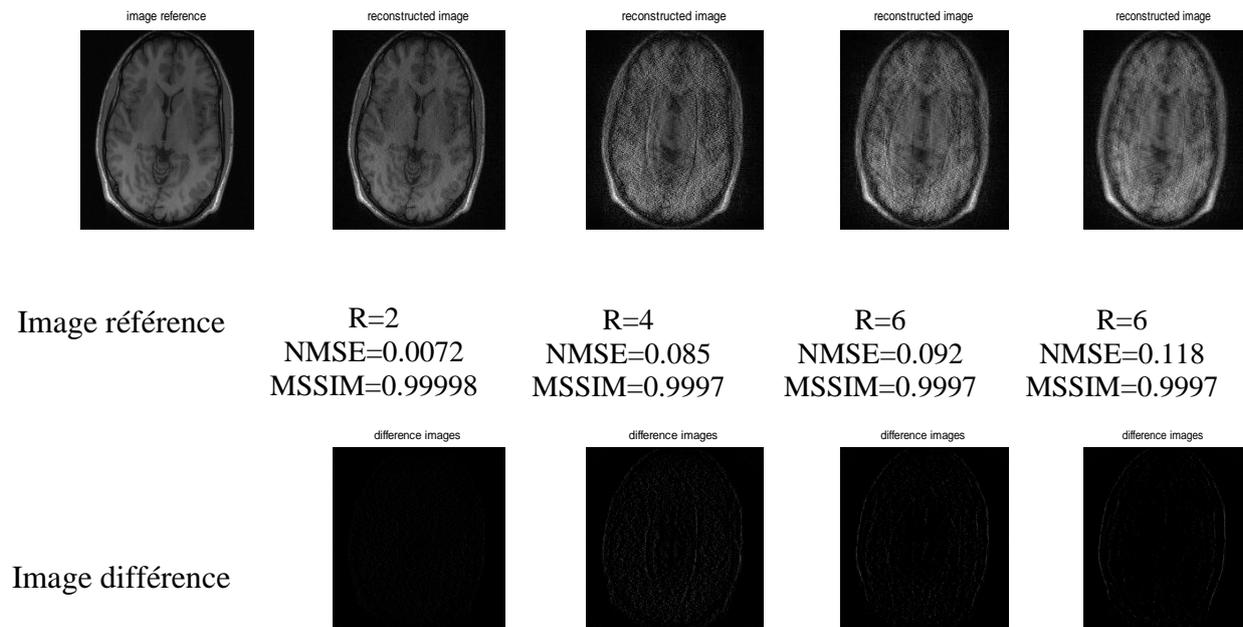
Figure (III. 25): la différence entre les images reconstruites sans régularisation et l'image de référence. Pour différents facteurs d'accélération $R=2*2, 4*4, 6*6, 8*8$.



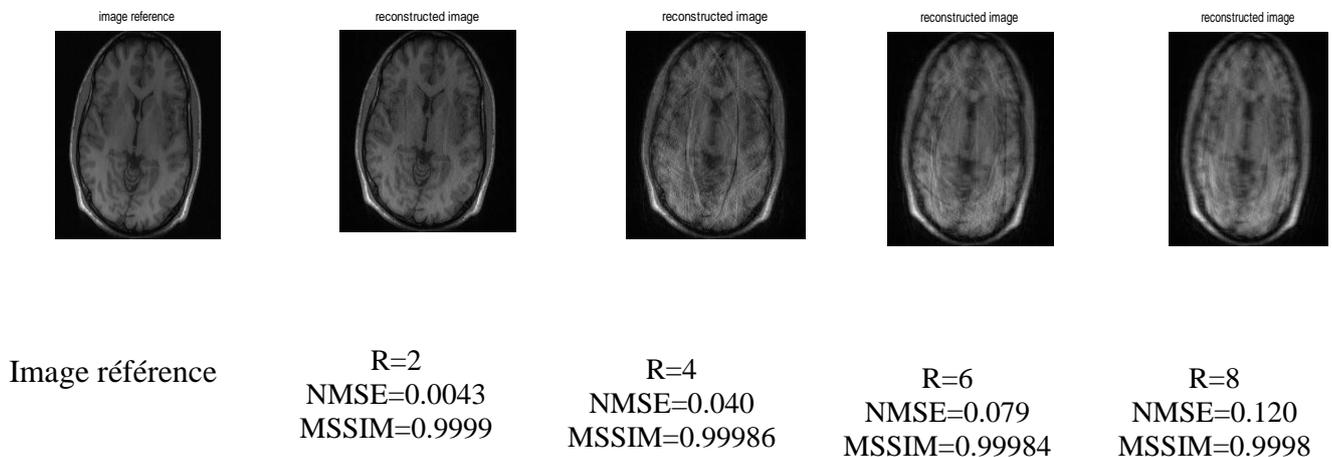
Figure(III. 26): la différence entre les images reconstruites avec régularisation et l'image de référence. Pour différents facteurs d'accélération $R=2*2,4*4,6*6,8*8$.

III.9 .2.Reconstruction GRAPPA 2D sur l'image brain

On applique les données réelles de l'image brain à l'entrée de notre algorithme de la reconstruction GRAPPA 2D. Les résultats sont représentés dans la figure(III. 28) à différentes facteur d'accélération R , ainsi que la différence entre l'image référence et l'image reconstruite.



Figure(III. 27.a) :Reconstruction GRAPPA 2D sans régularisation sur les images IRM et leurs différences avec l'image référence.





Figure(III. 27.b) : Reconstruction GRAPPA 2D avec régularisation sur les images IRM et leurs différences avec l'image référence.

Les résultats représentés dans la figure(III. 27) montrent que la valeur du facteur d'accélération R influe sur la qualité de l'image reconstruite. Quand on augmente le R les points acquis diminuent dans l'espace K , cela implique qu'il y a une perte d'information qui influera directement sur la qualité de l'image reconstruite, ainsi que la régularisation qui influera sur le NMSE.

III.10. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons étudié les algorithmes de reconstruction SENSE, GRAPPA en se basant sur les trois paramètres de performances : le SNR, le NMSE et le MSSIM et ceci afin d'étudier la qualité des images reconstruites.

Pour la méthode SENSE on a appliqué une régularisation pour améliorer la qualité de l'image reconstruite.

Pour chaque méthode appliquée, la qualité de l'image se dégrade lorsque le facteur d'accélération augmente. Malgré les deux méthodes SENSE et GRAPPA donnent presque des mêmes résultats [34,35], mais malheureusement le temps de reconstruction de l'image est long, pour résoudre ce problème on a développé une interface graphique traite les deux méthodes SENSE 2D et GRAPPA 2D,

Deux autres méthodes telles que la méthode SPIRIT et ESPIRIT ont été choisies et étudiées dans le prochain chapitre pour atteindre le même but.

ChapitreIV

Développement d'une interface graphique

IV.1. Introduction

L'objectif de ce chapitre est de développer une interface graphique sous environnement Matlab afin de simuler la reconstruction de l'image numérique, et de comprendre en mieux le mécanisme de reconstruction de l'image IRM par l'utilisation de plusieurs méthodes d'imagerie parallèle évoquées dans les chapitres précédent : SENSE, GRAPPA, SENSE 2D, GRAPPA 2D, SPIRiT et ESPIRiT.

Nous allons dans un premier temps présenté l'effet de la régularisation sur la reconstruction SENSE et GRAPPA ensuite nous allons présenter les résultats de l'algorithme des deux nouvelles approches SPIRiT et ESPIRiT. Nous allons détailler les étapes par lesquelles nous nous sommes passés pour effectuer une reconstruction à partir de ces deux méthodes. Nous étudierons par la suite les paramètres de performance permettant d'évaluer les résultats fournies par ces méthodes de reconstruction. Nous finirons par la présentation d'une nouvelle technique de reconstruction 'GRAPPA 2D dans le domaine image' développé à partir de la reconstruction GRAPPA 2D dans le domaine espace k [36]. Les résultats sont comparés avec ceux réalisés par la reconstruction SPIRiT dans l'espace image.

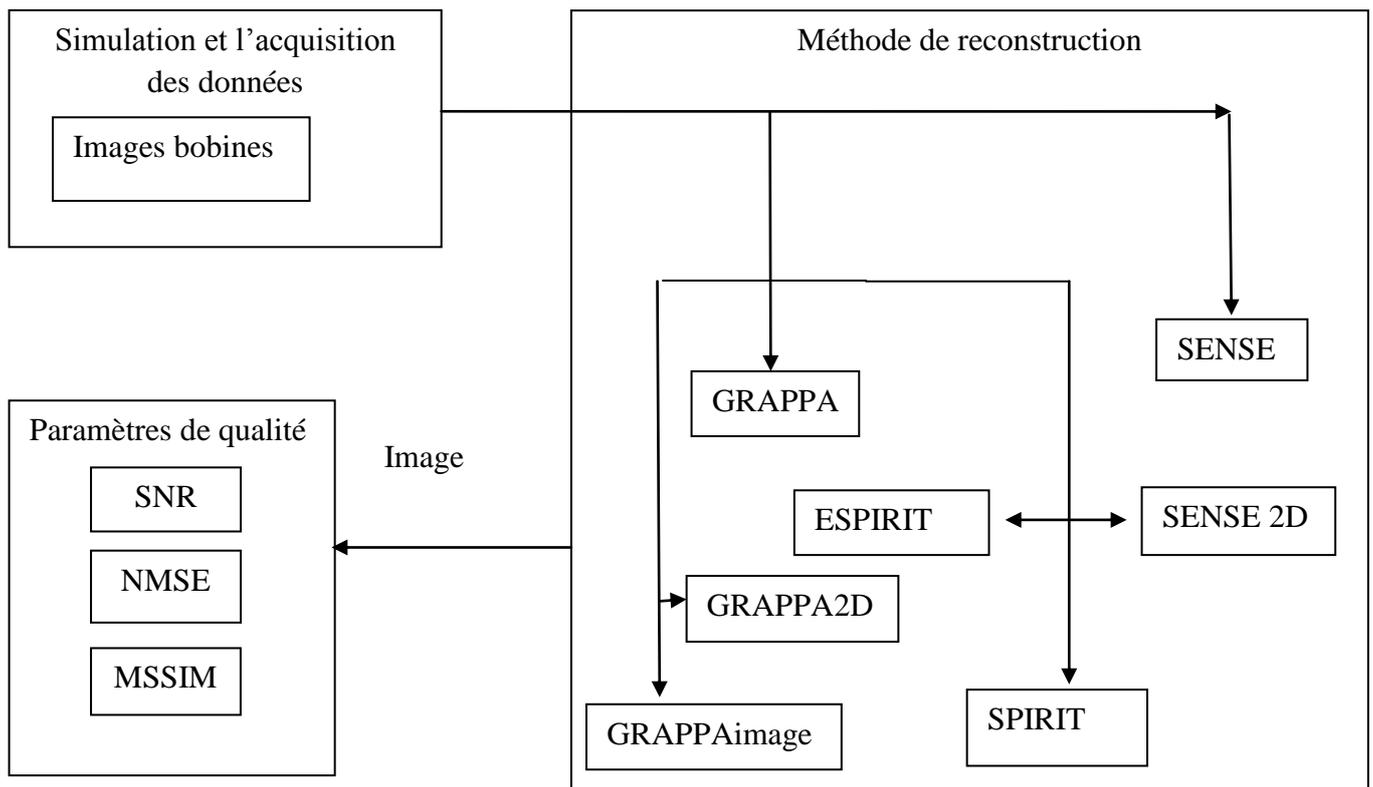
IV.2. Présentation du guide

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

Réalisation logicielle

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

Le schéma suivant résume le fonctionnement du logiciel implémenté : (IV.1)



Figure(IV.1): organigramme de logiciel

La figure (IV.2) représente l'organigramme de chaque méthode utilisée dans le logiciel.

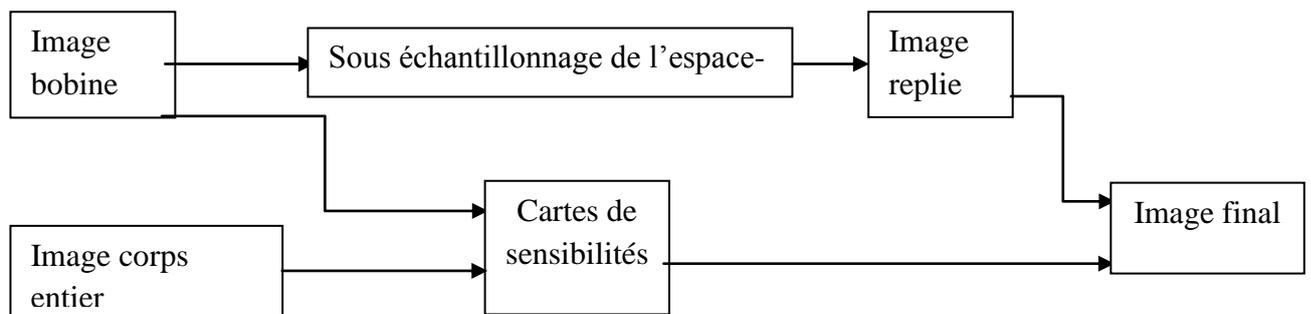


Figure (IV.2.a) : organigramme de la méthode SENSE 1D

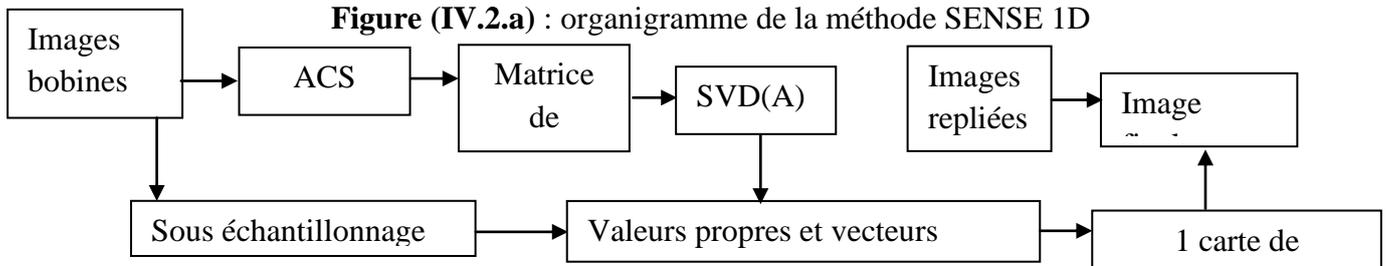


Figure (IV.2.a) : organigramme de la méthode SENSE 2D

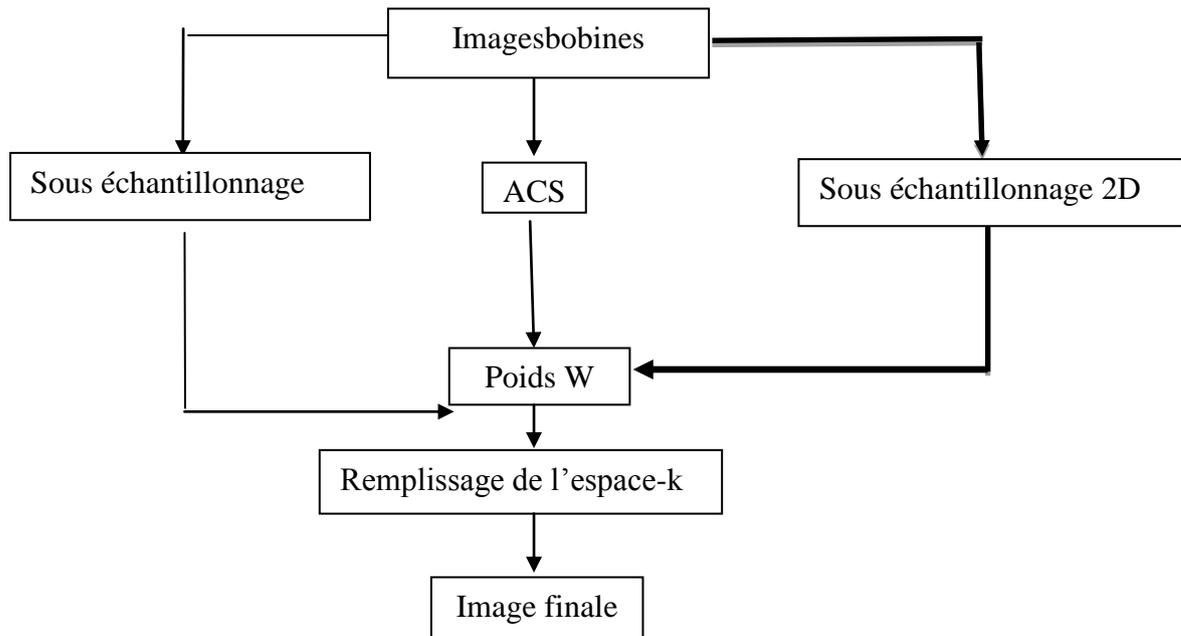


Figure (IV.2.c) : organigramme de la méthode GRAPPA 1D et 2D

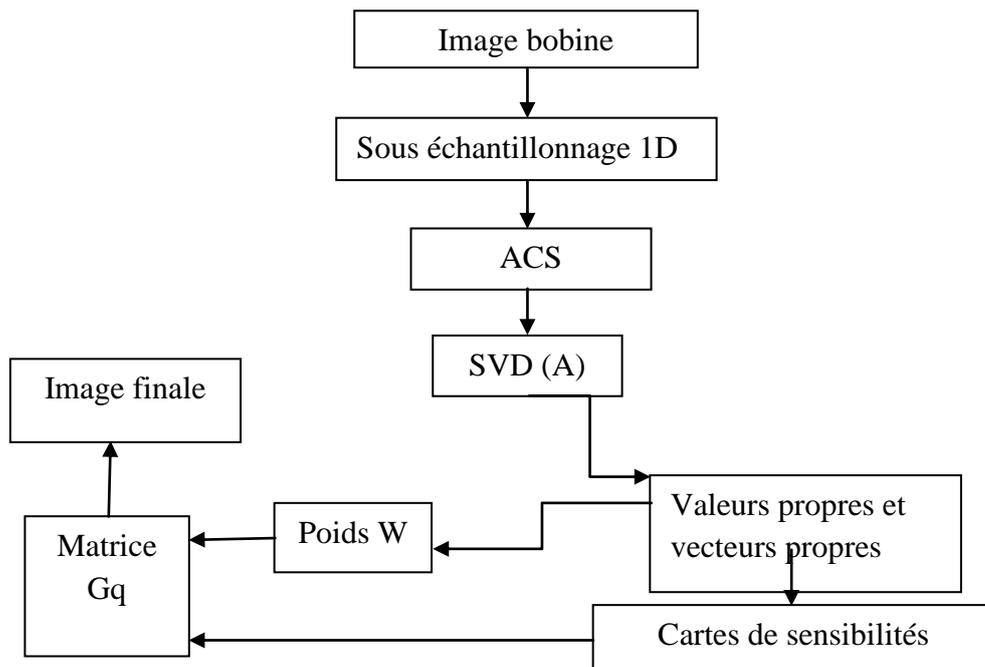


Figure (IV.2.d) : organigramme de la méthode ESPIRiT

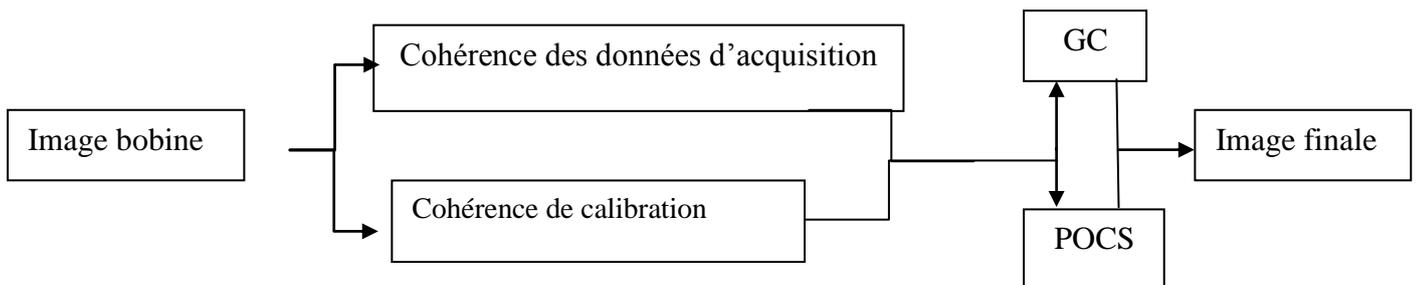


Figure (IV.2.e) : organigramme de la méthode SPIRiT

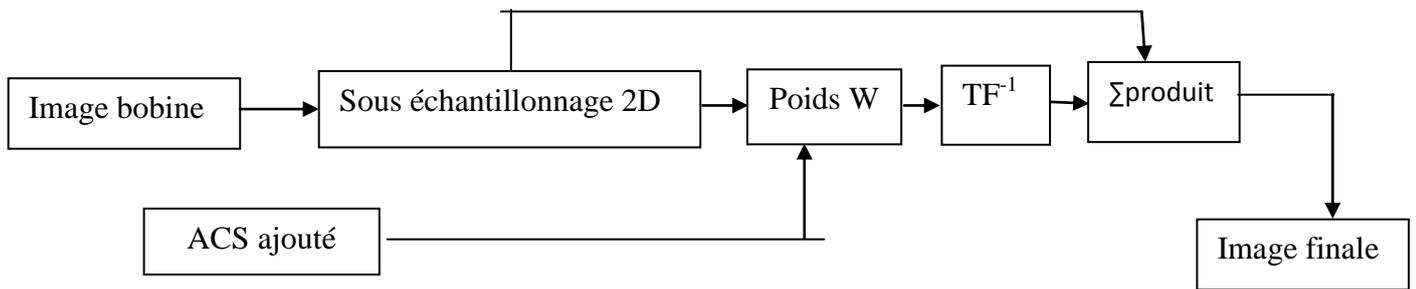


Figure (IV.2.f) : organigramme de la méthode GRAPPA dans le domaine image

La première étape consiste à choisir la méthode la plus adaptée à la reconstruction d'image. L'étape suivante consiste à chercher les paramètres d'entrées à partir du tracer de l'erreur en fonction de ces paramètres, ainsi que le paramètre de régularisation à partir du tracer de la courbe en L qui sera choisi par l'utilisateur. Ces étapes nécessitent son intervention pour indiquer les paramètres d'entrées optimaux et le paramètre de régularisation optimal. L'utilisateur peut reconstruire l'image et étudier sa qualité.

L'interface permet aussi de faire une comparaison entre les différentes images reconstruites avec les différentes méthodes.

IV.3.Présentation du simulateur

Le simulateur est conçu autour d'une interface utilitaire graphique permettant la reconstruction d'images à partir de différentes méthodes et paramètres choisis par l'utilisateur.

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

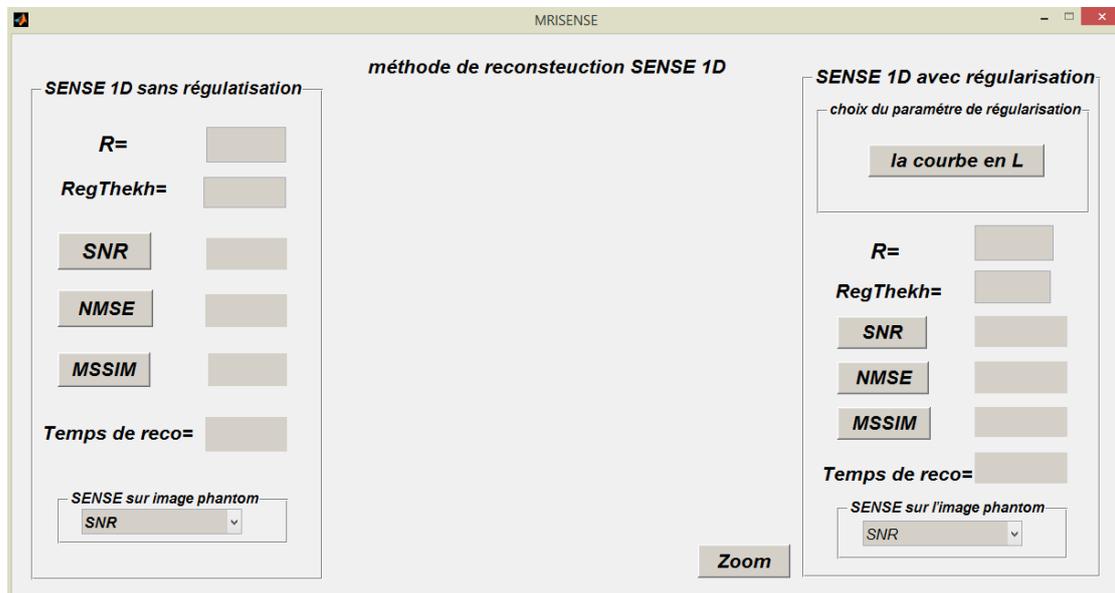
Le simulateur est muni de différentes interfaces :

1. Une interface d'accueil représentée par la figure (IV.3) qui permet d'accéder aux différentes interfaces décrites par la suite permettant la reconstruction SENSE, GRAPPA, SENSE 2D, GRAPPA 2D, SPIRiT et ESPIRiT par un simple clic sur les boutons qui leurs correspondent. Les différentes interfaces permettent d'appliquer les différentes méthodes de reconstruction en utilisant une image fantôme ou des images réelles tout en étudiant leurs qualités. Elles permettent aussi d'afficher le temps de reconstruction des images.



Figure(IV.3):Structure de l'interface

2. Une interface permettant d'accéder à la reconstruction SENSE 1D, la figure(IV.3)représente cette interface. Elle permet de faire une comparaison entre la reconstruction SENSE sans et avec régularisation et ceci afin de démontrer l'efficacité de la régularisation.



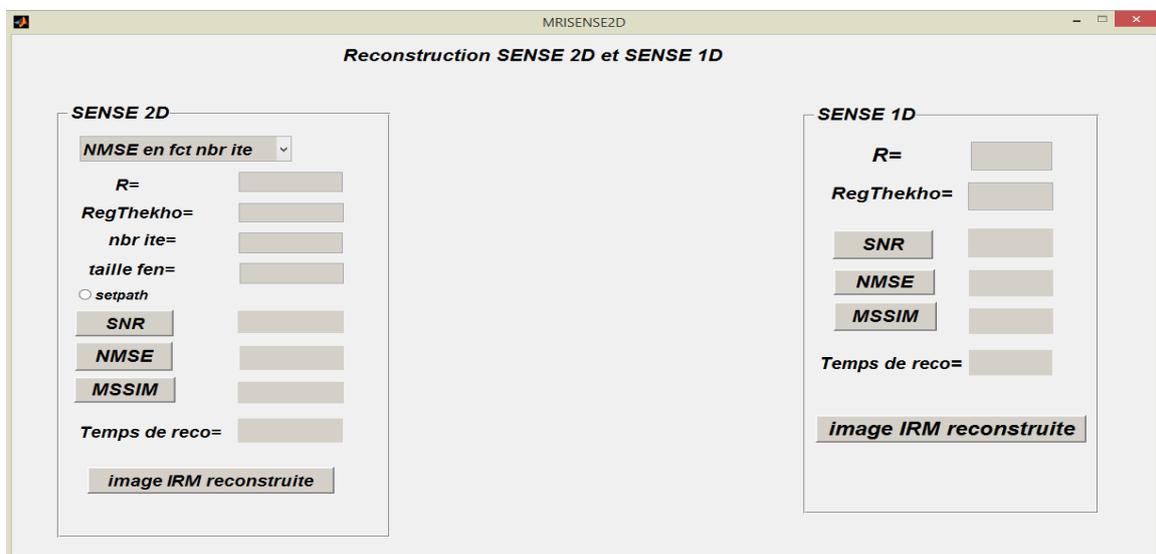
Figure(IV.4) : SENSE 1D sans et avec régularisation

A travers cette interface, nous avons la possibilité de choisir les paramètres d'entrées comme le facteur de réduction et le paramètre de régularisation. L'interface est munie de différents boutons :

- SNR : calcule la valeur du SNR de l'image brain reconstruite.

- NMSE : calcule la valeur de NMSE de l'image brain reconstruite.
- MSSIM : calcule la valeur de MSSIM de l'image brain reconstruite.
- La courbe en L : permet le tracé de la courbe en L afin d'obtenir la valeur optimale du paramètre de régularisation.
- Zoom : Utiliser afin d'éviter d'avoir des valeurs dupliquées au niveau de la courbe en L.

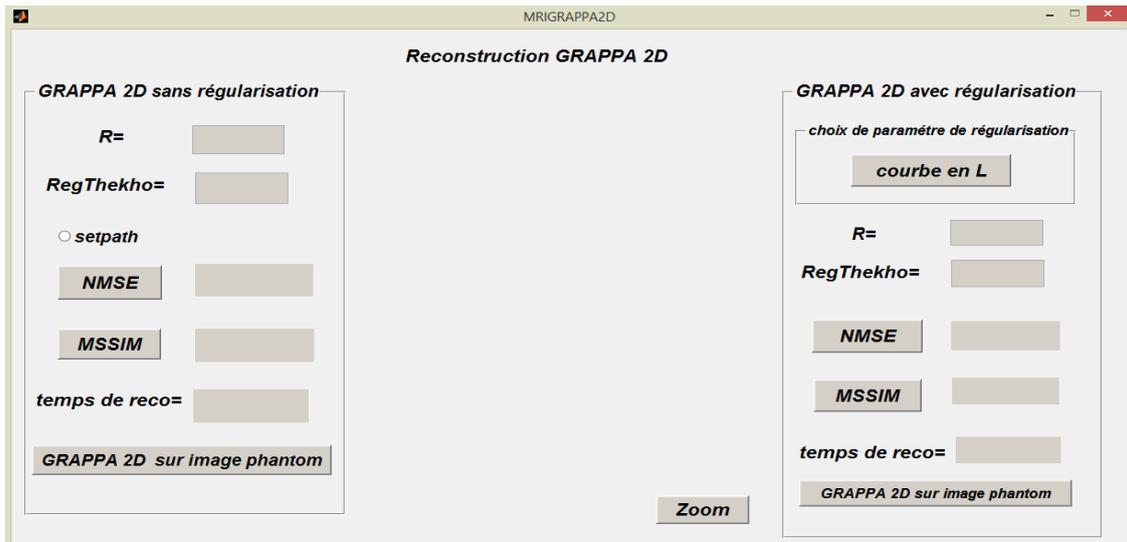
3. Une interface représentée par la figure (IV.5) permettant la reconstruction des deux méthodes SENSE 1D et SENSE 2D, les paramètres de performance permettent d'étudier la qualité des images reconstruites.



Figure(IV.5) : SENSE 1D et SENSE 2D

Cette interface permet de choisir les paramètres d'entrées optimales telles que le nombre d'itération et la taille de fenêtre. Elle permet de tracer le NMSE en fonction du nombre d'itération et aussi en fonction de la taille de la fenêtre. Comme paramètres d'entrées nous avons aussi le facteur de réduction et le paramètre de régularisation. Un bouton radio permet d'exécuté le chemin des fonctions introduit dans le programme. Comme paramètres de sortie nous avons le SNR, le NMSE, le MSSIM et le temps de reconstruction pour les deux méthodes. Le bouton 'image IRM reconstruite' permet la reconstruction des images réelles.

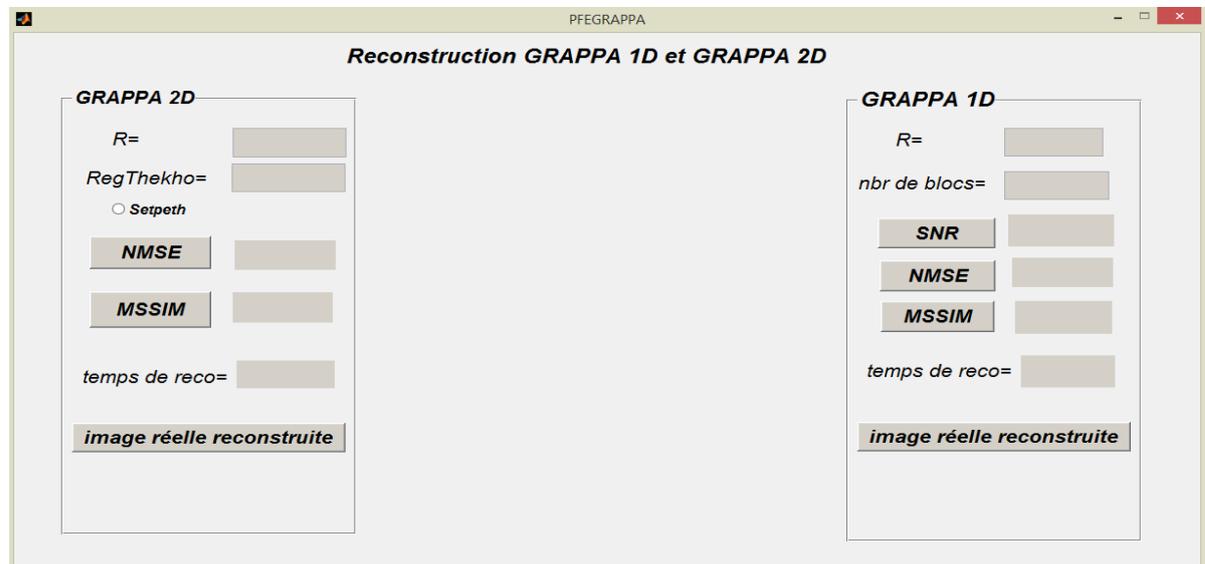
4. Une interface représentée par la figure (IV.6) permettant la reconstruction GRAPPA 2D. Cette interface permet d'étudier l'effet de la régularisation sur la qualité des images reconstruites.



Figure(IV.6) : GRAPPA 2D sans et avec régularisation

Les paramètres d'entrées sont le facteur de réduction et le paramètre de régularisation choisi par le tracé de la courbe en L. le bouton 'la courbe en L' permet d'effectuer ce tracé. le NMSE et le MSSIM permettent d'étudier la qualité des images reconstruites.

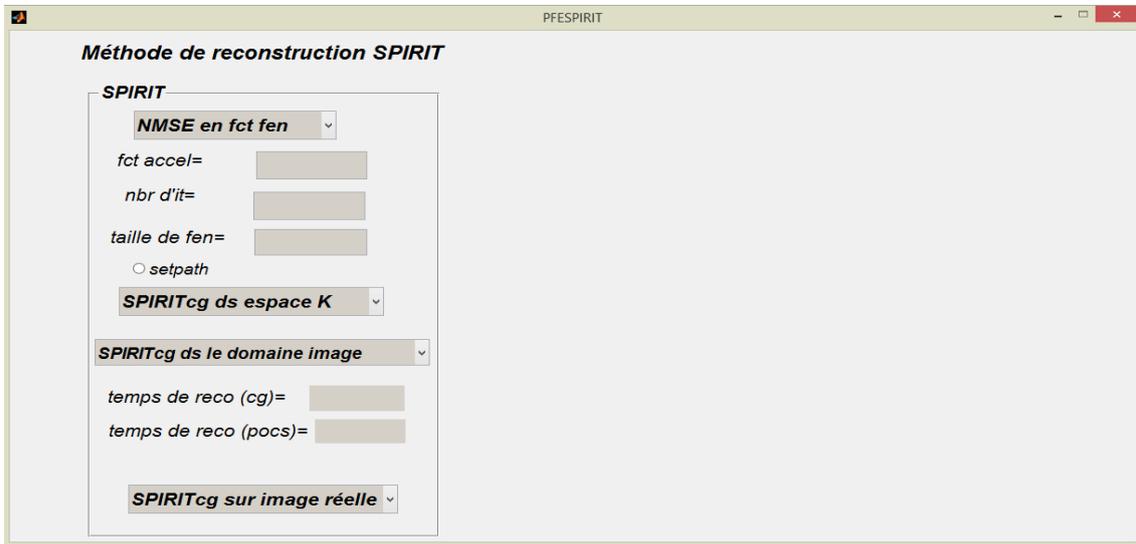
5. Une interface représentée par la figure (IV.7) permettant d'étudier la qualité des images reconstruites par la méthode GRAPPA 1D et GRAPPA 2D.



Figure(IV.7) : GRAPPA 1D et 2D

Cette interface comporte comme paramètres d'entrées le facteur de réduction et le paramètre de régularisation, comme paramètres de sortie le SNR, le NMSE, le MSSIM et le temps de reconstruction. Le bouton 'image réelle reconstruite' permet d'effectuer la reconstruction sur une image réelle.

6. Une interface permettant la reconstruction SPRIT. Cette technique utilise deux méthodes d'optimisation différentes telles que le CG(gradient conjugué) et le POCS (projection onto convex set) dans deux espaces différents tels que l'espace K et l'espace image. La figure (IV.8) représente cette interface.



Figure(IV.8) : reconstruction SPIRIT

Nous avons comme paramètres d'entrées le facteur d'accélération, le nombre d'itérations et la taille de fenêtre. L'interface permet de choisir les paramètres d'entrées optimales à travers les tracés du NMSE en fonction du nombre d'itération et en fonction de la taille de la fenêtre.

Certain boutons comporte différents rubriques comme les boutons:

- SPIRITcg dans l'espace K: Il permet d'accéder à un sous menu comportant les rubriques suivante :
 1. SPIRITcgds espace K : permet la reconstruction SPRIT dans l'espace K en utilisant le gradient conjugue comme méthode d'optimisation.
 2. SPIRITpocsds l'espace K : permet la reconstruction SPIRIT dans l'espace K en utilisant le POCS comme méthode d'optimisation.
- SPIRITcg dans le domaine image : Il permet d'accéder à un sous menu comportant les rubriques suivante :
 1. SPIRITcgds le domaine image : permet la reconstruction SPRIT dans le domaine image en utilisant le gradient conjugue.
 2. SPIRITpocs ds le domaine image : permet la reconstruction SPIRIT dans le domaine image en utilisant POCS.

7. Une interface représentée par la figure(IV.9) permettant la reconstruction ESPIRIT. Cette interface à la possibilité de choisir la valeur optimale du seuil de telle sorte que l'image reconstruite devient de bonne qualité. Une comparaison entre cette méthode, la méthode SENSE et la méthode GRAPPA sur des images normales et des images replier peut être effectuée.

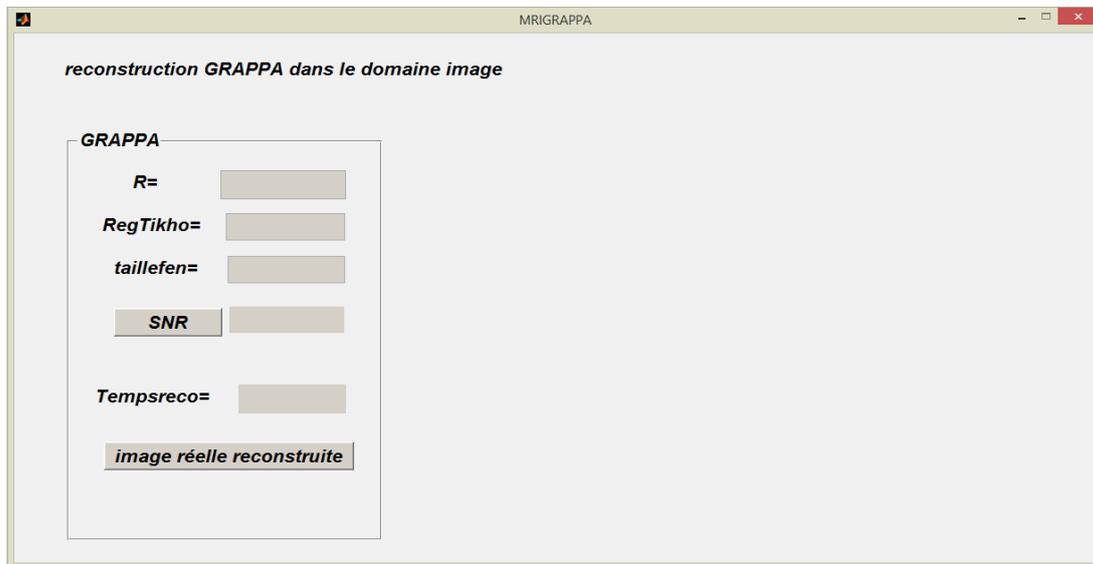


Figure(IV.9) : reconstruction ESPIRIT

Cette interface comporte plusieurs boutons :

- valeur singulier : comporte différents rubriques, il permet d'accéder à un sous menu comportant :
 1. Valeur singulier : trace des valeurs propres.
 2. Vecteur singulier : génère la carte des vecteurs propres.
- Le bouton « carte des valeurs propres » permet de calculer la carte de sensibilité. Il permet aussi d'afficher la différence entre l'image de référence et l'image reconstruite pour les différentes valeurs de seuil.
- Le bouton « reconstruction ESPIRIT » permet d'effectuer une reconstruction ESPIRIT sur des images réelles pour différents valeurs du seuil.
- Le bouton SENSE : permet d'accéder à un sous menu comportant les rubriques suivante :
 1. SENSE : permet la reconstruction SENSE de l'image réelle pour différentes valeurs de R.
 2. ESPIRIT : permet la reconstruction ESPIRIT de l'image réelle pour différentes valeurs de R.

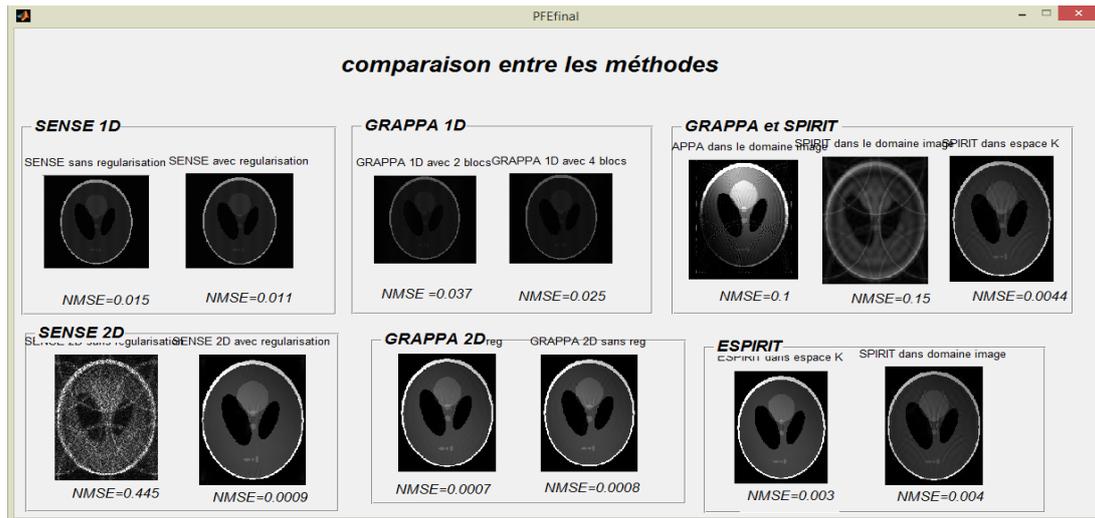
3. GRAPPA : permet la reconstruction GRAPPA de l'image réelle pour différentes valeurs de R.
- Le bouton SENSErep : permet d'accéder à un sous menu comportant les rubriques suivante :
 1. SENSErep : permet la reconstruction SENSE de l'image réelle replier pour différentes valeurs de R.
 2. ESPIRITrep : permet la reconstruction ESPIRIT de l'image réelle replier pour différentes valeurs de R.
 3. GRAPPAre : permet la reconstruction GRAPPA de l'image réelle replier pour différentes valeurs de R.
8. Une interface graphique représentée par la figure (IV.10) permettant la reconstruction GRAPPA dans le domaine image.



Figure(IV.10) : reconstruction GRAPPA dans le domaine image

Le facteur de réduction, le paramètre de régularisation et la taille de fenêtre sont les paramètres d'entrées de cette interface. La qualité des images reconstruites à partir de l'image fantôme ou réelle est étudiée par la mesure du SNR.

9. Une dernière interface représentée par la figure (IV.11) compare les différentes méthodes de reconstructions. La qualité des images reconstruite a été évaluée par le calcul du NMSE.



Figure(IV.11) : comparaison entre les différentes méthodes

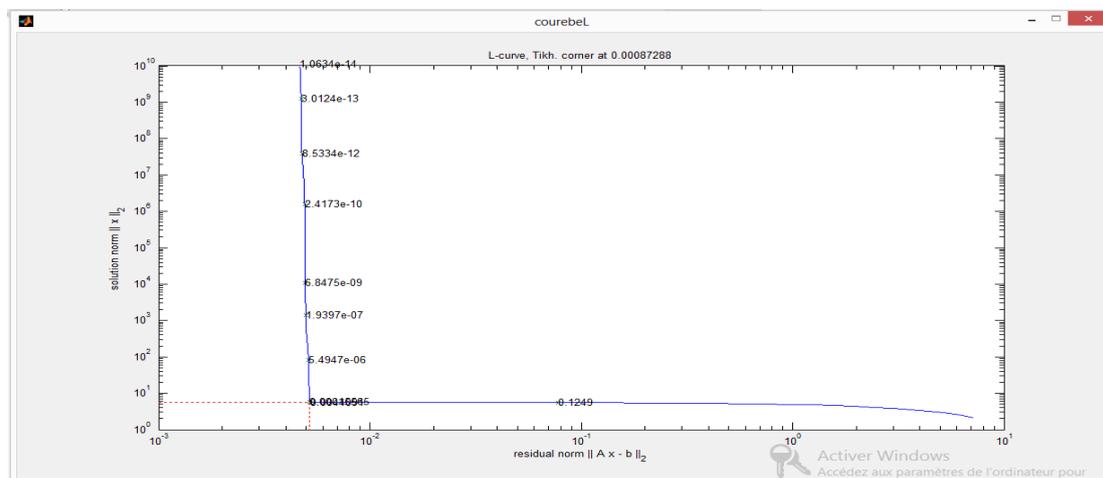
Cette interface compare les différentes méthodes de reconstruction : SENSE 1D avec SENSE 2D, GRAPPA 1D avec 2D, SPIRiT dans l'espace K et dans le domaine image avec GRAPPA dans le domaine image, ESPIRiT dans l'espace K avec celle dans le domaine image.

IV.4. Résultats expérimentaux

Les différentes simulations de différentes méthodes : SENSE, GRAPPA, SPIRiT et ESPIRiT sont représenté dans cette section.

IV.4.1 SENSE 1D

Les résultats de la reconstruction SENSE est représenté dans le chapitre précédent. La régularisation à un effet très important sur la qualité d'image reconstruite. La figure (IV.4)représente le tracé de la courbe en L permettant de bien choisir le paramètre de régularisation optimal situé au coin de la courbe, le lecteur qui s'intéresse à cette partie, peut consulter la référence [37].L'interface permet de comparer les images reconstruites avec et sans régularisation en se basant sur le calcul des paramètres de performance.

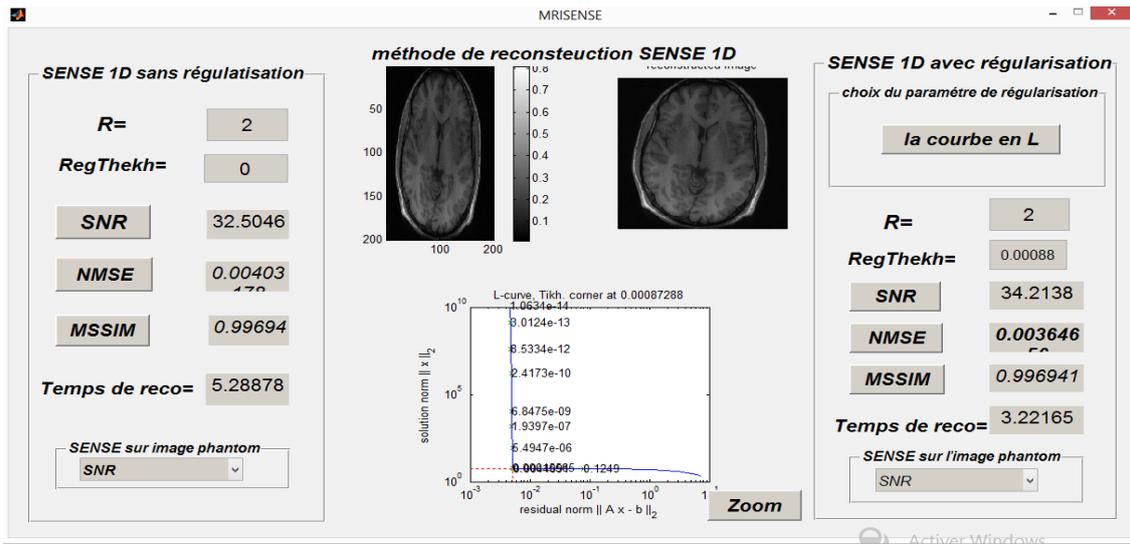


Figure(IV.12) : Courbe en L

A partir de la figure (IV.12) on remarque que la valeur optimale de régularisation égale 0.00087.

D'après la figure (IV.12) on remarque que cette valeur de régularisation influe sur le temps de reconstruction, l'interface montre que ce dernier diminue, le NMSE aussi diminue.

Dans l'interface on a effectué une comparaison entre le SENSE 1D et le SENSE 2D, montré dans la figure(IV.13)

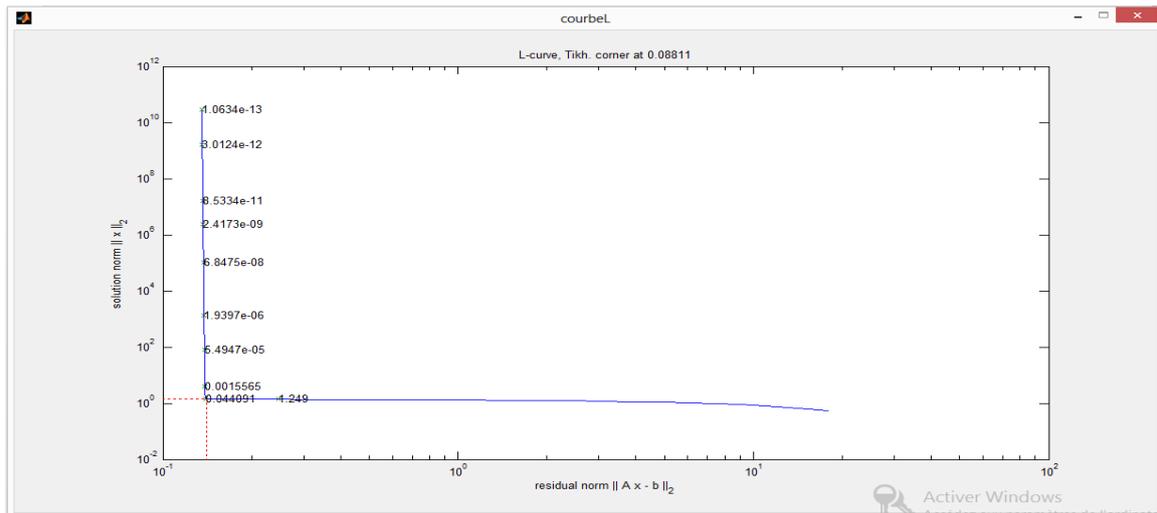


Figure(IV.13) : résultat de la reconstruction entre SENSE 1D et 2D

La reconstruction SENSE 1D donne des images reconstruites avec une haute qualité pour R réduit(R=2)avec un temps de calcul un peu long. D'autres méthodes de reconstruction ont été appliquées dans cet axe comme la reconstruction SENSE 2D. Elle est basé sur un sous échantillonnage appliqué selon les deux directions de l'encodage de phase. Elle résout le problème de temps et elle améliore la qualité de l'image reconstruite.

IV.4.2.GRAPPA

Les résultats de cette partie sont exposés en chapitre 03. Comme nous avons déjà mentionné, la régularisation est une étape très importante pour minimiser l'erreur de la reconstruction. La figure (IV.14) représente le tracé de la courbe en L qui indique la valeur optimale du paramètre de régularisation.

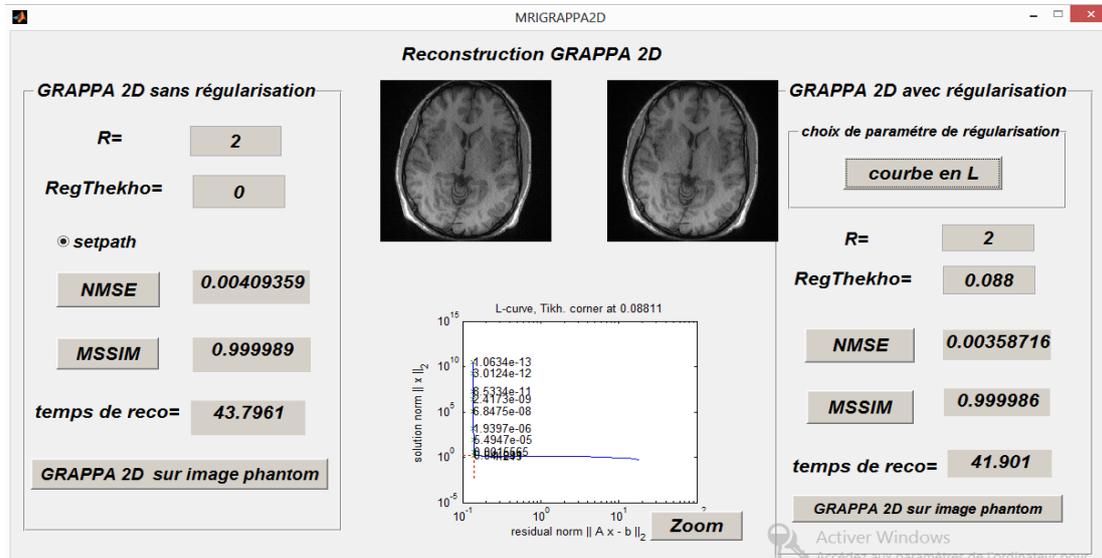


Figure(IV.14) :Courbe en L

La valeur de la régularisation est située dans le coin de la courbe en L. La optimale de régularisation égale 0.0881

GRAPPA sans et avec régularisation

La figure (IV.15) représente la reconstruction GRAPPA 2D sans et avec régularisation

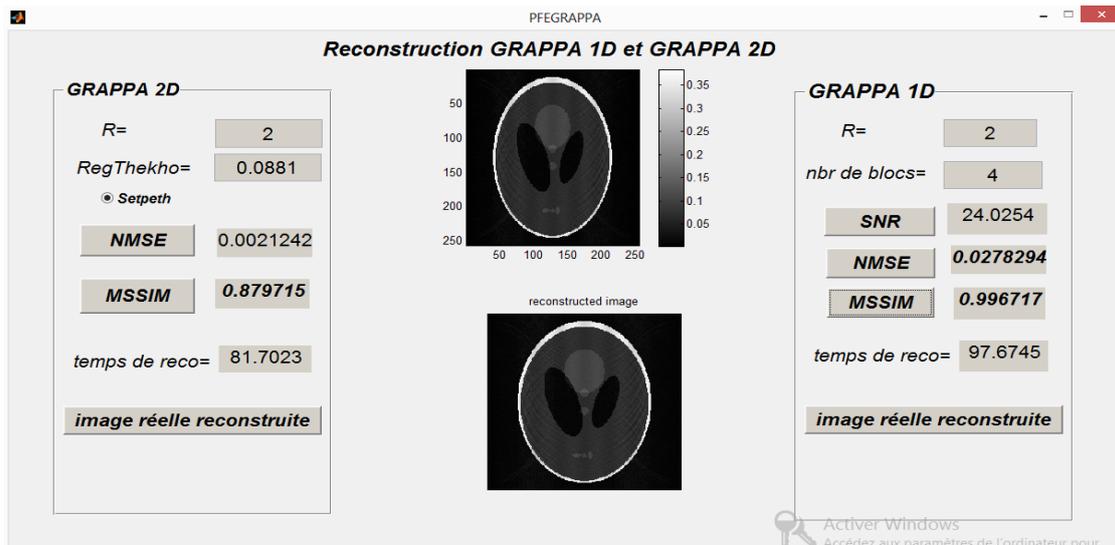


Figure(IV.15) :résultat de GRAPPA sans et avec régularisation

Nous remarquons que le paramètre de régularisation sélectionné par la courbe en L a amélioré la qualité de l'image reconstruite.

Reconstruction GRAPPA 1D et GRAPPA 2D

L'interface de la figure (IV.16) permet de reconstruite l'image en utilisant les deux méthodes de reconstruction GRAPPA 1D et GRAPPA 2D



Figure(IV.16) :résultat de la reconstruction GRAPPA 1D et 2D

On constate que le temps de reconstruction de la méthode GRAPPA 2D diminue par rapport à la reconstruction GRAPPA 1D, le NMSE diminue aussi. La qualité de l'image reconstruite par la méthode GRAPPA 2D est meilleure.

IV.4.3. GRAPPA dans le domaine image

Dans cette partie, nous avons essayé de développer un algorithme de reconstruction GRAPPA utilisé dans le domaine image.

La reconstruction GRAPPA[38] dans le domaine d'espace K est un procédé de reconstruction d'imagerie parallèle très réussie, mais qui nécessite un temps de reconstruction très long pour des systèmes d'imagerie utilisant 32 canaux de réception.

Wang et al[36] ont présenté un algorithme GRAPPA utilisé dans l'espace image. Cet algorithme permet de reconstruire les données brutes d'imagerie parallèle dans le domaine image. De cette façon, la durée de reconstruction de l'image peut être réduite.

Algorithme GRAPPA dans le domaine image

GRAPPA utilise la méthode de remplissage de l'espace k pour reconstruire les images à partir de chaque canal de réception et les images bobines reconstruites sont combinées en utilisant la méthode de la somme des carrés. Mathématiquement cette procédure peut être exprimée par la somme de la convolution des données d'espaces- k sous-échantillonnées $rawdata_{ich}^{ppa}$ (ppa notée comme données) avec le noyau de convolution $F_{Ich, KCh}$

$$Rawdata_{iCh}^{full} = \sum_{kCh=1 \dots nCh} (rawdata_{iCh}^{ppa} \otimes F_{Ich, KCh}) \text{ (IV.1)}$$

$$image^{sos} = \sqrt{(\sum_{kCh=1 \dots nCh} | image_{kCh}^{full} |^2)} \text{ (IV.2)}$$

Habituellement, la longueur du noyau de convolution doit être un nombre impair, avec le composant central mis à 1. Selon les facteurs d'accélération, quelques zéros doivent être définis dans le noyau de convolution pour réaliser un algorithme de remplissage d'espace-k normal. Après le remplissage des données brutes sous-échantillonnée de chaque canal, il est nécessaire d'appliquer une transformée de Fourier afin d'obtenir les données dans le domaine image $image_{kCh}^{full}$. GRAPPA utilise la somme des carrées pour combiner les images bobines en une image complète $image^{sos}$, Sachons que la convolution dans l'espace k est équivalente à une multiplication point par point dans le domaine image [36], on peut écrire la méthode GRAPPA dans le domaine image :

$$image_{kCh}^{full} = \sum_{kCh=1 \dots nCh} (image_{kCh}^{ppa} \cdot f_{iCh, kCh}) \text{ (IV.4)}$$

$$\begin{aligned} image^{sos} &= \sum_{kCh=1 \dots nCh} (image_{kCh}^{full} \cdot P_{kCh}^*) \\ &= \sum_{kCh=1 \dots nCh} (image_{kCh}^{ppa} \cdot W_{kCh}) \text{ (IV.5)} \end{aligned}$$

Avec $image_{kCh}^{full}$ représente l'image reconstruite à partir du canal KCh après remplissage, $image_{kCh}^{ppa}$ représente l'image de données brutes sous-échantillonnée du canal iCh et $f_{iCh, KCh}$, sont les poids de pondération obtenus par la transformée de Fourier de noyau de convolution dans l'espace $-kF_{Ich, KCh}$.

Pour calculer la somme des carrés des images $image^{sos}$, nous utilisons le calcul de la somme des carrés du profil P_{kCh} , qui peut être calculée à partir des lignes de référence de l'acquisition parallèle.

Il est évident que l'image résultante de la somme des carrés doit être identique à l'algorithme de GRAPPA dans le domaine d'espace-k. La seule différence entre les deux méthodes est la définition de convolution dans la surface limite des données brutes, qui est très faible. De cette façon, nous avons dérivé une expression de la fonction de pondération W_{kCh} , qui peut être utilisé pour la reconstruction de l'image dans le domaine de l'espace image.

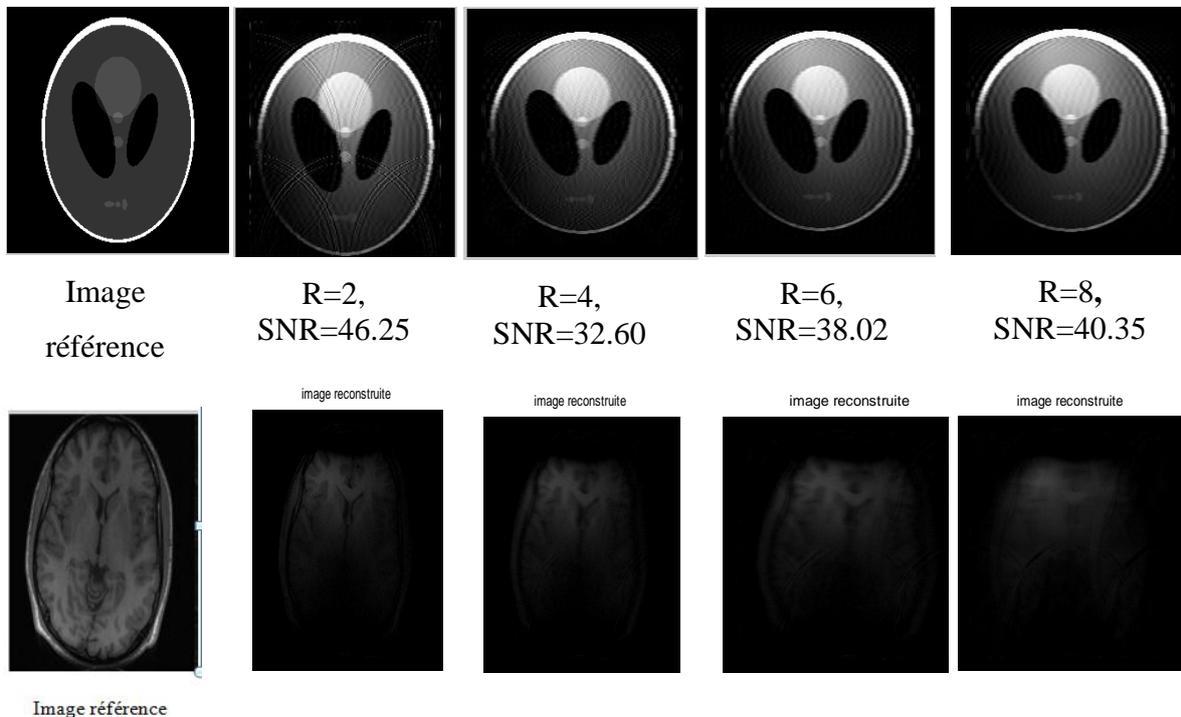
$$W_{kCh} = \sum_{kCh=1 \dots nCh} (f_{iCh, kCh} \cdot P_{kCh}^*) \text{ (IV.6)}$$

Les étapes principales de la reconstruction GRAPPA dans le domaine image que nous les avons développées se résume par l'algorithme du tableau 2.

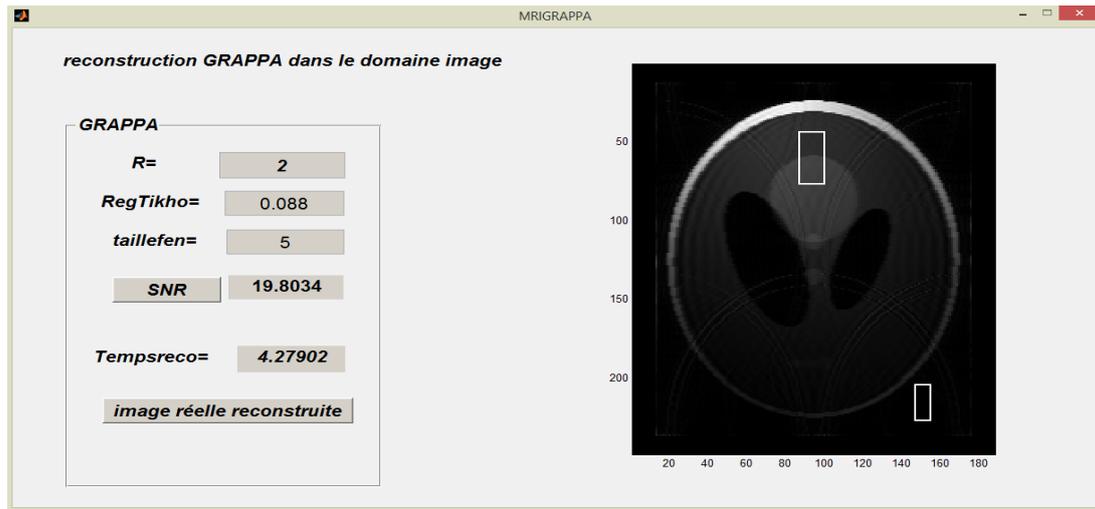
Algorithme de la reconstruction GRAPPA dans le domaine image	
Entrées	
○	8 images bobines
○	Choix de la taille de fenêtre
○	Choix des lignes ACS
○	Choix de paramètre
○	Sous échantillonnage des images bobines
○	Ajouter des lignes d'autocalibration au centre de chaque image
○	Calcul des points
○	TF ⁻¹ des points.
○	\sum images repliée.* W
Sortie	
	Image reconstruite

Tableau 2 : Algorithme de la reconstruction GRAPPA dans le domaine image

Image reconstruite



Figure(IV.17) : Les images fantôme et brain reconstruites par GRAPPA dans le domaine image pour les différents facteurs d'accélération R.



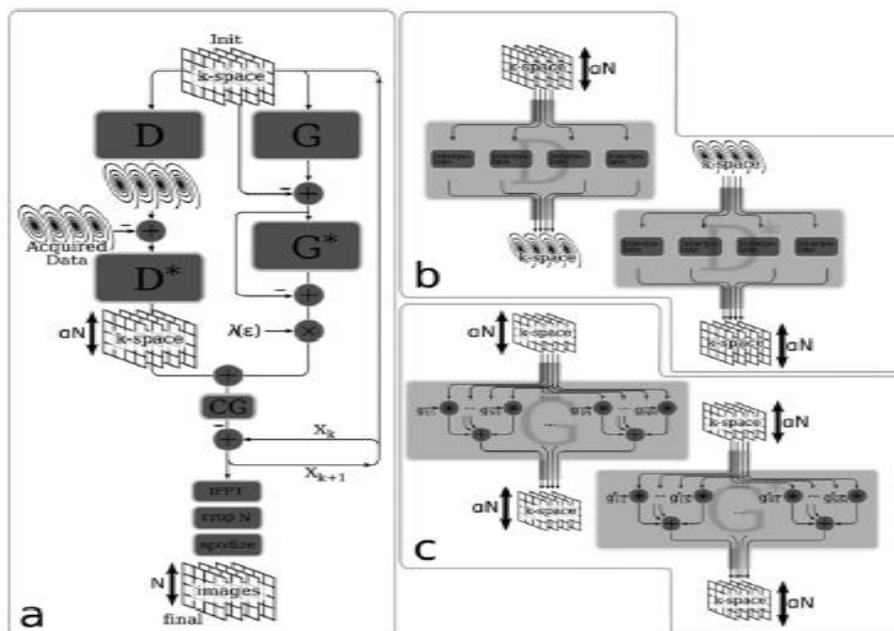
Figure(IV.18) :résultat de la reconstruction GRAPPA dans le domaine image.

Bien que la reconstruction GRAPPA dans le domaine image est rapide comparant à celle dans l'espace K, mais la qualité de l'image reconstruite est très mauvaise.

IV.4.4. SPIRiT

L'utilisation d'une technique itérative telle que la reconstruction SPIRiT a été appliqué pour une meilleure suppression des artefacts de repliement (voir le chapitre 3 reconstruction GRAPPA) ainsi que pour une amélioration du rapport signal sur bruit.

La figure (IV.19)représente les différentes étapes de la reconstruction SPIRiT itérative par la méthode du gradient conjugué (détaillée en chapitre 2).



Figure(IV.19) :Synoptique de la technique de reconstruction SPIRiT

Les espaces k sont obtenus après la transformée de Fourier de l'image de référence utilisant un réseau de 4 bobines réceptrices. D'après l'organigramme de la figure (IV.19), Les espaces k prennent deux chemins. Le chemin gauche permet le calcul du gradient de l'opérateur D qui est une interpolation de convolution d'une grille cartésienne échantillonnée sur une grille non cartésienne (voir figure IV.19.b). Son conjugué D^* représente une interpolation de convolution à partir d'une grille non-cartésienne vers une grille cartésienne échantillonnée. Le chemin droit calcule le gradient de l'opérateur G qui effectue des convolutions des espaces k avec la taille des noyaux calibrés. Son conjugué G^* effectue les convolutions similaires. λ représente le paramètre de régularisation. Le gradient est calculé par l'équation décrite en chapitre 2. Une transformée de Fourier inverse de la convolution d'interpolation de noyaux de l'espace k a été effectuée afin d'avoir l'image reconstruite finale.

Pour les différentes simulations effectuées, deux types d'images ont été choisis comme des images de référence : L'image fantôme de type Shepp-Logan (SL) et l'image brain décrites dans le chapitre précédent [24].

Expérience sur l'image fantôme

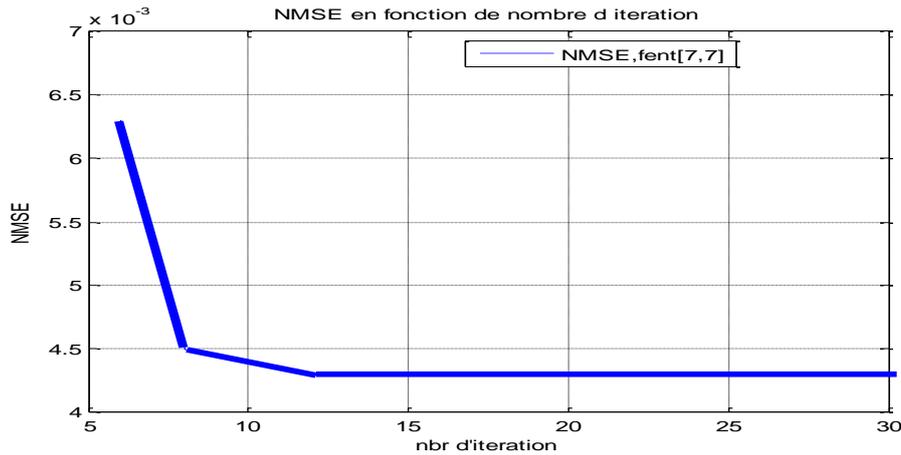
Pour tester l'interface de SPIRiT, un nombre de pixels de 256×256 et un réseau de 8 canaux distribués autour de l'image ont été choisis. Comme il était déjà mentionné, la méthode SPIRiT est une méthode itérative, pour cela le choix des paramètres d'entrées optimale est nécessaire.

Choix des paramètres d'entrées

Plusieurs paramètres d'entrées tels que le nombre d'itération et la taille de noyaux influent sur la qualité de l'image reconstruite. Pour cette raison, nous avons étudié l'erreur en fonction de ces paramètres.

Nombre d'itération

La figure (IV.20) représente les résultats du NMSE en fonction du nombre d'itération pour une taille de noyau $[7,7]$.

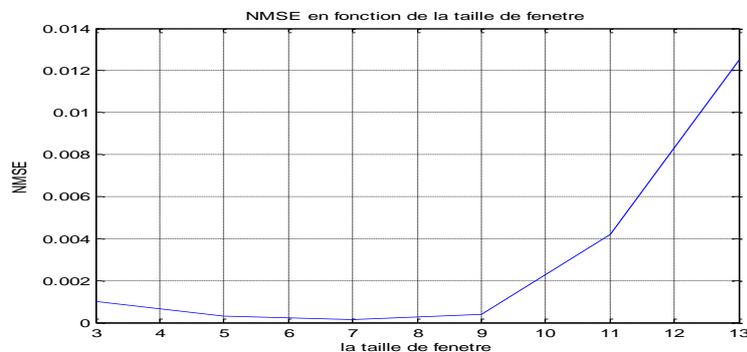


Figure(IV.20) : NMSE en fonction de nombre d'itération

Lorsque le nombre d'itération augmente et la taille de noyau [7,7], l'erreur diminue jusqu'à la valeur optimale. Avec un nombre d'itération égale à ≈ 12 et une taille de noyaux égale à [7,7], nous avons une erreur optimale permettant d'améliorer la qualité d'image.

Taille de noyaux

La figure(IV.21) représente les résultats du NMSE en fonction de la taille du noyau.



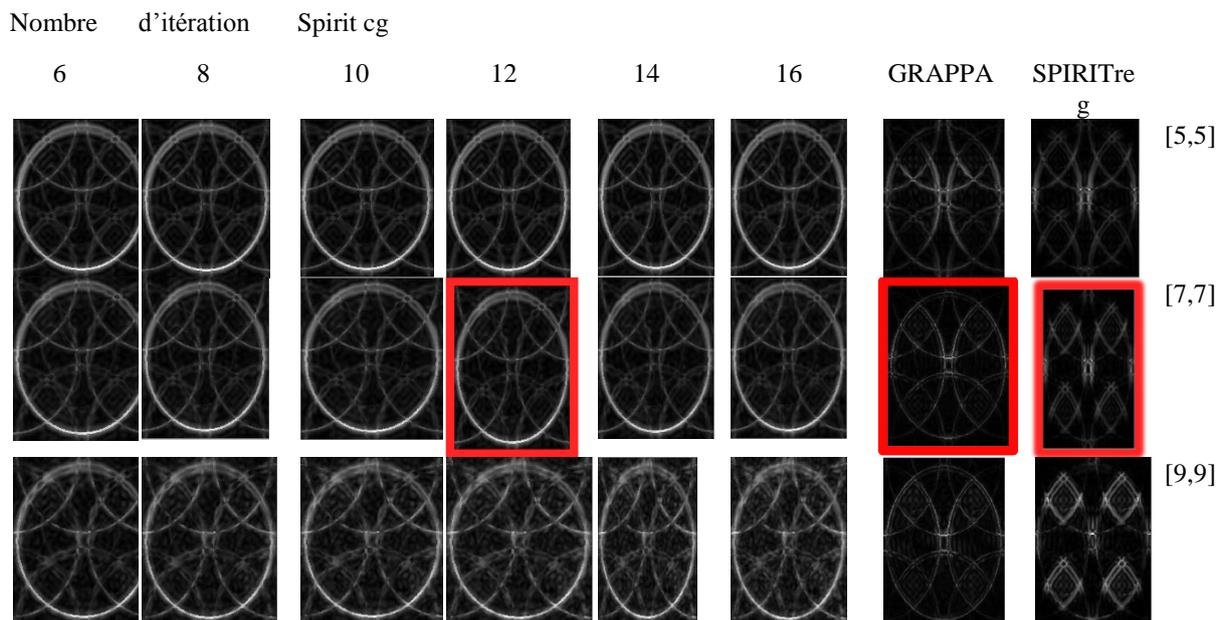
Figure(IV.21) : NMSE en fonction de la taille de noyau

Cette courbe prouve les résultats trouvés ci-dessus et la taille des noyaux optimale est de [7,7].

La reconstruction SPIRiT a été réalisée en choisissant les mêmes paramètres cités ci-dessus et un facteur de régularisation λ de 0.02.

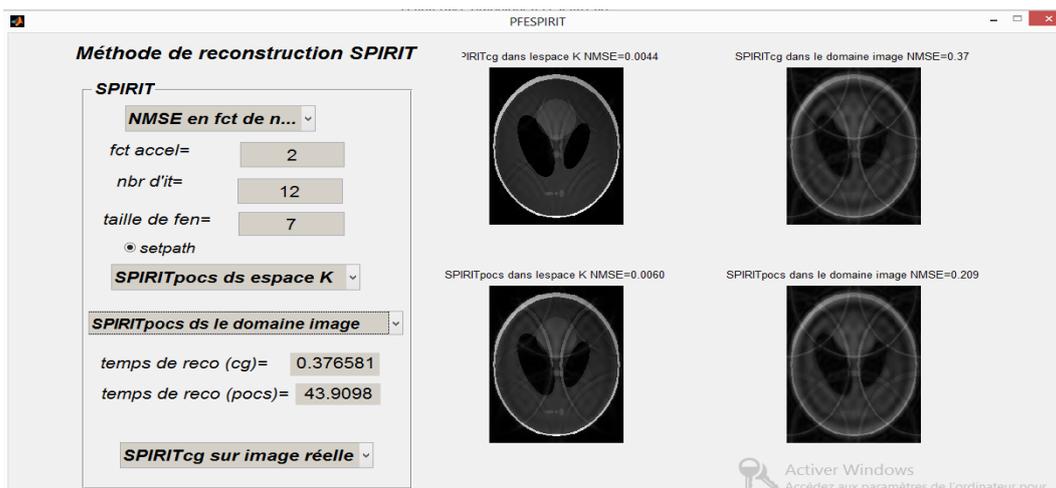
La figure(IV.22) représente l'erreur c.à.d. la différence entre l'image référence et l'image reconstruite par la méthode SPIRiT utilisant le gradient conjugué (GC) comme méthode d'optimisation en fonction du nombre d'itération et en appliquant différentes taille des noyaux.

Ces résultats sont comparés avec ceux de GRAPPA 2DetSPIRiT avec régularisation en appliquant les différentes tailles de noyaux et un nombre d'itération de 12.



Figure(IV.22) : Méthode SPIRiT en fonction de nombre d'itération CG ainsi que GRAPPA 2D, SPIRiT avec régularisation pour les différentes tailles du noyau et leurs paramètres optimale

Un nombre d'itération égale à 12 et une taille des noyaux égaux [7,7] ont été choisis comme paramètres optimales à l'entrée de notre interface. Cette dernière permet la reconstruction SPRIT dans l'espace K et le domaine image, ainsi elle compare entre les deux méthodes d'optimisation telle que le gradient conjugué et le POCS [40.39].



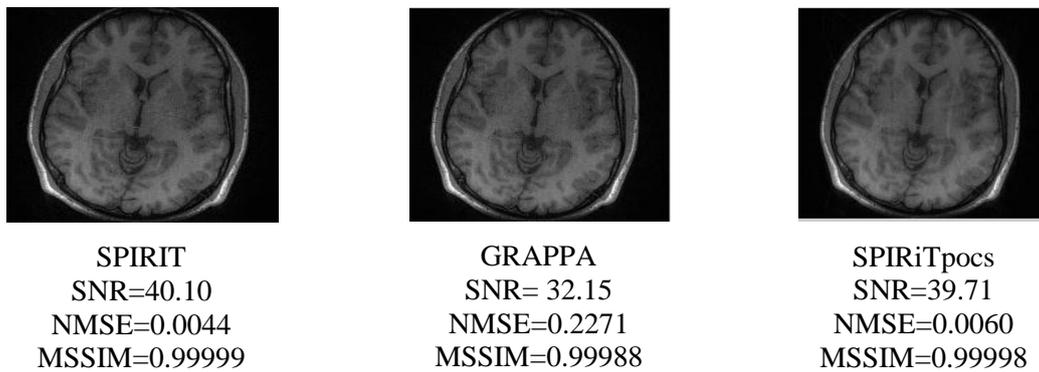
Figure(IV.23) : Méthode de reconstruction SPIRITcg et SPIRITpocs

D'après le figure(IV.23) on remarque que la reconstruction SPIRiT donne une meilleure qualité d'image reconstruite dans l'espace K que dans le domaine image, la reconstruction

SPIRITcg utilise une méthode d'optimisation très efficace telle que le gradient conjugué, elle donne de bons résultats avec un temps d'acquisition très réduit par rapport à la reconstruction SPIRITpocs qui utilise une méthode d'optimisation POCS (voir le tableau 1).

Expérience sur l'image brain

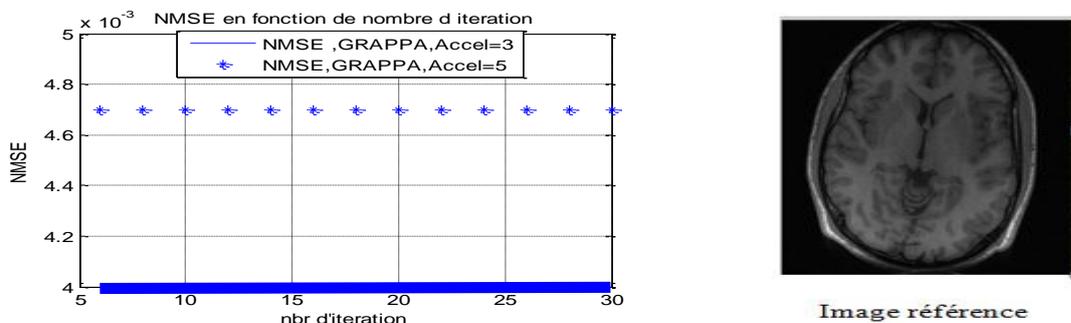
En choisissant les paramètres optimaux appliqués aux entrées de chaque méthode, la figure(IV.24) compare l'image reconstruite par la méthode SPIRIT utilisant le gradient conjugué avec celle utilisant la projection onto convex set (POCS : voir tableau 1) ainsi que l'image reconstruite par la méthode GRAPPA.



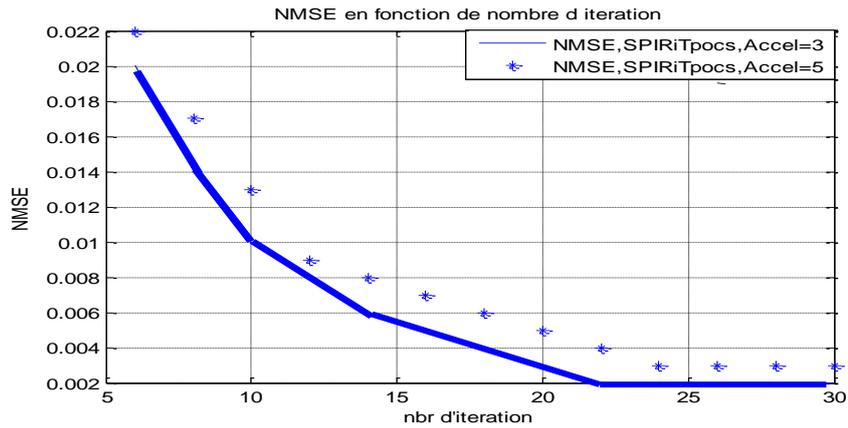
Figure(IV.24) : Les images IRM reconstruites par la méthode SPIRIT utilisant le gradient conjugué avec celle utilisant la projection onto convex set (POCS : voir tableau 1) ainsi que l'image reconstruite par la méthode GRAPPA.

D'après les résultats exposés au-dessous de chaque image, on remarque que la reconstruction SPIRIT avec GC donne de bons résultats comparant aux autres méthodes de reconstructions.

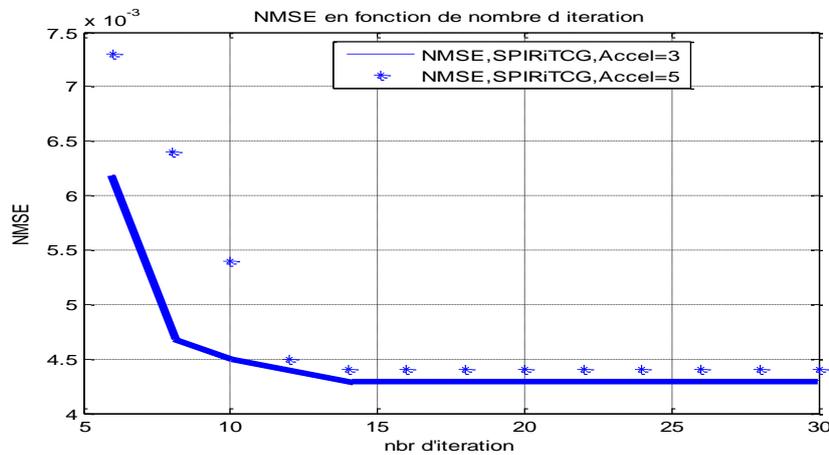
La figure (IV.25) représente le tracé du NMSE en fonction du nombre d'itération pour une image brain de référence reconstruite avec les méthodes GRAPPA, SPIRITCG, SPIRITPOCS à deux accélérations différentes 3 et 5.



Figure(IV.25.a) : NMSE en fonction de nombre d'itération de la reconstruction GRAPPA pour les deux accélérations 3,5



Figure(IV.25.b) : NMSE en fonction de nombre d'itération de la reconstruction SPIRITPOCS pour les deux accélérations 3,5

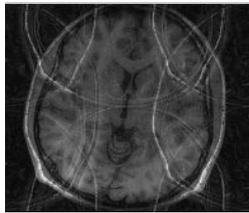


Figure(IV.25.c) : NMSE en fonction de nombre d'itération de la reconstruction SPIRITCG pour les deux accélérations 3,5

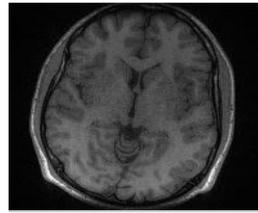
L'erreur diminue en fonction du nombre d'itération et en fonction du facteur d'accélération, la valeur optimale change d'une méthode à une autre et d'un facteur d'accélération à un autre. La reconstruction SPIRITPOCS demande un nombre d'itération plus élevé pour améliorer la qualité d'image. Le facteur d'accélération élevé dégrade aussi la qualité d'image pour toutes méthodes utilisées.

La figure (IV.26) compare les 4 méthodes de reconstruction, SPIRIT avec CG, SPIRiT avec POCS, GRAPPA avec remplissage de zéros et GRAPPA 2D.

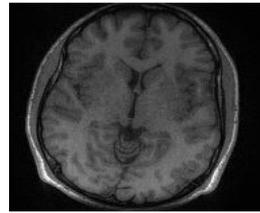
Accel 3



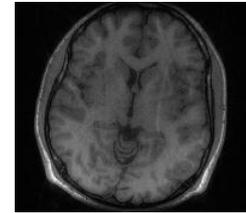
zero-fill w/dc



GRAPPA
SNR=30.96
NMSE=0.3700
MSSIM=0.99982

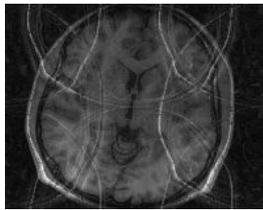


SPIRiT CG
SNR= 41.58
NMSE=0.0044
MSSIM= 0.99999

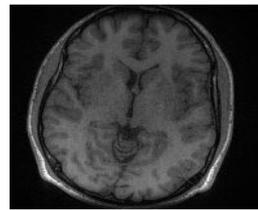


pocsSPIRiT
SNR= 41.65
NMSE=0.0083
MSSIM=0.99998

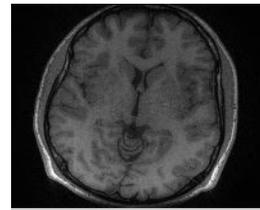
Accel 5



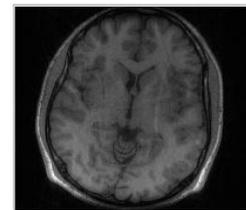
zero-fill w/dc



SNR=32.04
NMSE=0.3725
MSSIM=0.9999



SNR=39 .31
NMSE=0.0064
MSSIM=0.9999



SNR=38.93
NMSE=0.0093
MSSIM=0.9999

Figure(IV.26) : variation de la reconstruction SPIRiT (CG, POCS) selon les deux accélérations 3 et 5 comparants avec GRAPPA.

Les résultats des deux figures (IV.25, IV.26) montrent qu'une accélération de 3 donne de bons résultats comparant à une accélération de 5 pour toutes les méthodes exposées à ce niveau. Aussi la reconstruction SPIRiT avec les deux méthodes (CG, POCS) donne de meilleurs résultats comparant à la méthode GRAPPA.

Tableau. 2. Algorithme de SPIRiT POCS reconstruction cartésienne

ENTREES:

- y - les mesures de l'espace k de toutes les bobines
- D - opérateur de sélectionnant de l'espace-k acquis
- Dc - opérateur sélectionnant l'espace-k non-acquis
- G - matrice de l'opérateur SPIRiT a obtenu de calibration
- errToll - tolérance arrêt

SORTIES:

```

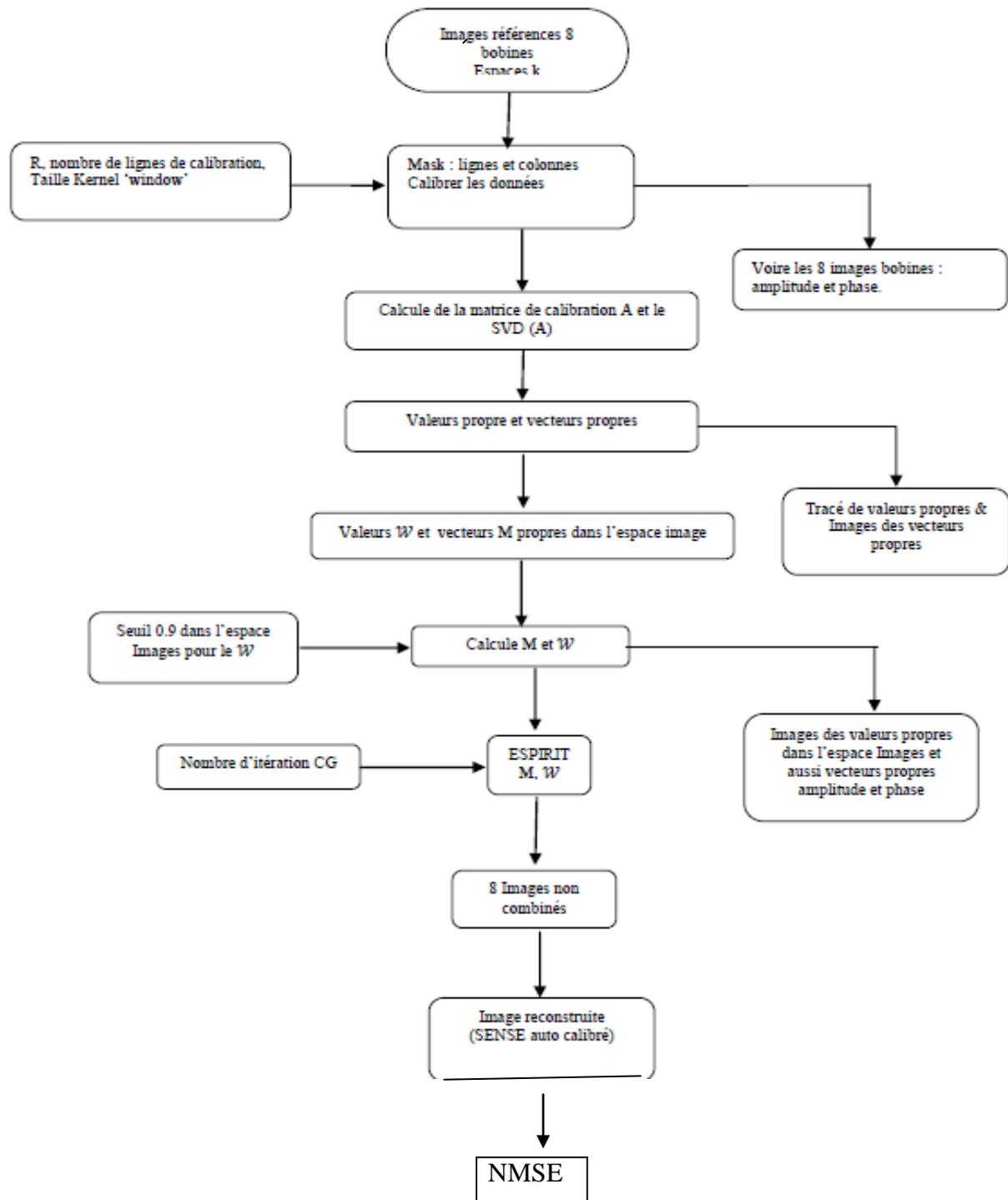
 $x_k$  - reconstruite l'espace-k pour toutes les bobines
Algorithme:
 $x_0 = D_T y; k = 0$ 
do {
 $k = k + 1$ 
 $x_k = Gx_{k-1}$  % projection de cohérence de calibration
 $x_k = D_T$ 
 $c Dc x_k D_T + y$  % projection de cohérence d'acquisition de données
 $e = \| x_k - x_{k-1} \|$  % Erreur de critères d'arrêt
 $x_{k-1} = x_k$ 
} tout  $e > \text{errToll}$ 

```

Tableau2 : Un algorithme dePOCSpourSPIRiTde l'échantillonnagearbitrairesurune grille cartésienne.

IV.6.Reconstruction ESPTRIT

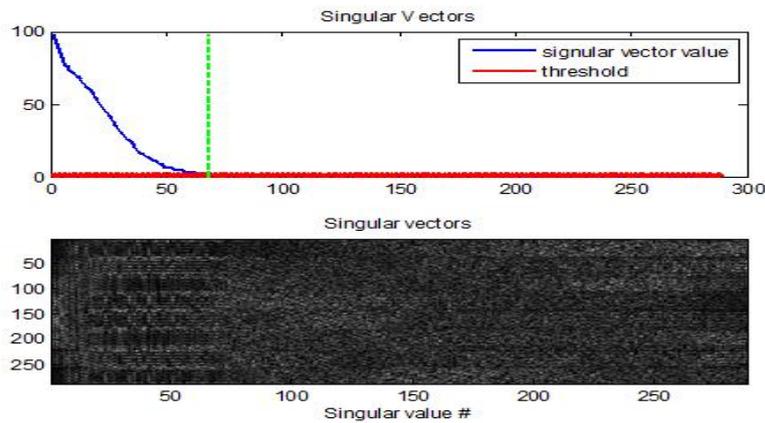
Il s'agit d'une démonstration sur la façon de générer des cartes ESPIRIT et les utiliser pour effectuer la reconstruction ESPIRIT. C'est une méthode qui trouve le sous-espace de données multi-bobines avec région de calibration dans l'espace k en utilisant une série de décompositions en valeur propre de la matrice de calibration. L'organigramme de la figure(IV.25) décrit ces étapes de reconstruction en choisissant en entrée : une image référence 8 bobines, un facteur d'accélération R, un nombre de lignes de calibration, une taille de noyaux, un seuil et un nombre d'itération. L'algorithme permet l'acquisition de 8 images bobines ; la combinaison entre ces images forme l'image reconstruite finale, les images reconstruite sont analysé en étudiant l'erreur quadratique(NMSE).



Figures (IV.27) : Organigramme de la reconstruction ESPIRiT

Expérience sur l'imagebrain

L'interface graphique permet l'affichage du tracé des valeurs singulier qui bien déterminé l'espace nul de la matrice de calibration, elle affiche aussi une vue agrandie de la matrice de V de la SVD



Figure(IV.28) : Décomposition en valeurs singulières (SVD) de la matrice de calibration

La figure (IV.28) représente la décomposition en valeurs singulières (SVD) de la matrice de calibration. En haut le signal d'espace-k a un support en V_1 et aucun en V_{\perp} . Les colonnes de la matrice V de la SVD sont une base pour les lignes de A , et donc de base tous les blocs qui se chevauchent dans les données de calibration. Nous pouvons séparer V en V_1 et V_{\perp} . V_{\perp} Représente l'espace nul de A et V_1 représente l'espace ligne. En bas une vue agrandie de la matrice de V de la SVD est représenté et le tracé des vecteurs propres montrent que la matrice de calibration a un espace nul.

La figure(IV.29) représente les cartes de sensibilité explicites à partir des données d'autocalibration utilisant la décomposition en valeurs propres de tous les G_q en choisissant seulement les vecteurs propres correspond à la valeur propre '=1' (voir chap02).

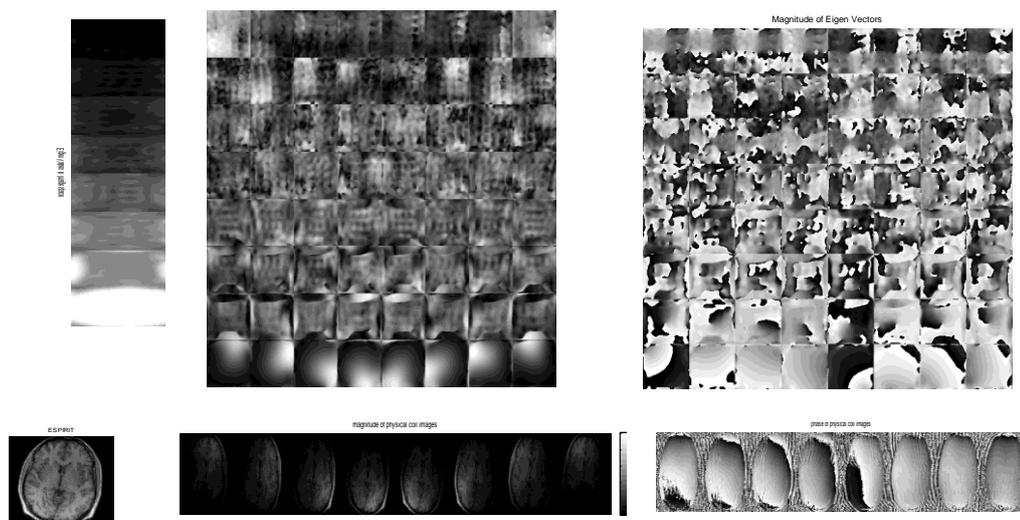


Figure (IV.29):les cartes de sensibilité utilisant la décomposition en valeurs propres.

La figure (IV.29) montre les valeurs et les vecteurs propres obtenus à partir de tous matrices G_q représentant un pixel dans l'espace image. G_q a été calculé à partir des données utilisant une bobine tête à huit canaux, un nombre de lignes de calibration de 24×24 dans l'espace- k et un détail de noyaux de $[6,6]$ ont été choisis. À gauche de la figure : L'amplitude des valeurs propres croît du haut vers le bas. Les valeurs propres $\lambda = 1$ correspondent aux positions où se trouve le signal dans l'image. À droite de la figure : des cartes représentent les amplitudes et les phases de tous les vecteurs propres pour chaque position spatiale de la valeur propre. Les vecteurs propres correspondant aux valeurs propres $\lambda = 1$ représente la carte de sensibilité. L'amplitude et la phase de la carte de sensibilité produit l'amplitude et la phase des images bobines individuelles (Dernière ligne en bas de la figure).

La figure (IV.30) montre les cartes des valeurs propres calculées en utilisant une ligne de V_{\parallel} avec différentes tailles de k qui sont estimées par le seuil σ représentant la valeur singulière maximale de la matrice de calibration. Une matrice de calibration de taille $[(20 - 5 + 1)^2 \times (5 * 5 * 8)] = [256 \times 200]$ a été calculé à partir de la région de calibration de taille $20 \times 20 \times 8$ et à partir d'une taille de noyaux de 5×5 . Pour différents seuils $\sigma^2 = 10^{-k}$ avec $k = 1 \dots 5$ le nombre de noyaux dans V_{\parallel} est $K = 21; 33; 44; 57; 101$, respectivement, à partir d'un nombre total de 200 noyaux. Ce qui correspond à un pourcentage de 10.5 ; 16.5 ; 22 ; 28.5 ; 50.5. Pour un seuil élevé, le V_{\parallel} estimé contient une petite partie de signal inclus incorrectement dans l'espace nul V_{\perp} . Dans ce cas, la plus grande valeur propre de G_q devient la plus petite valeur à l'intérieur du support de l'image. Pour les petits seuils, l'espace nul devient très faible et ne tient pas en compte toutes les corrélations dans les données. Les deux extrêmes ont des erreurs dans la sensibilité. Bonne sensibilité peut être obtenu pour un intervalle entre $\sigma^2 = 10^{-4} \dots 10^{-3}$.

Après des calculs on a choisi des valeurs de seuil telle que 0.316, 0.1, 0.031, 0.01, 0.0031

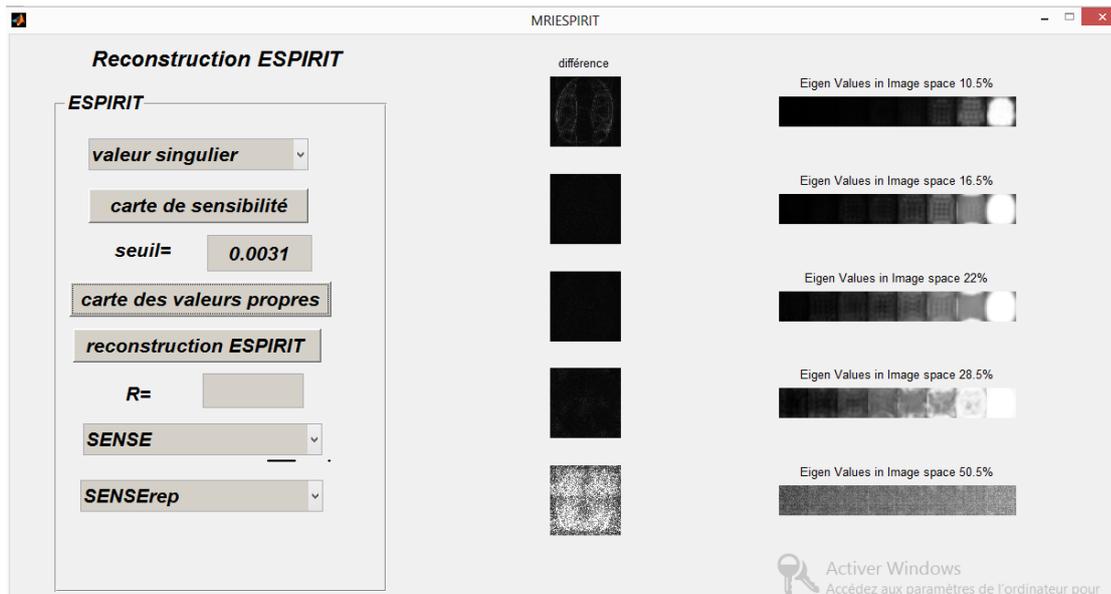


Figure (IV.30): les cartes des valeurs propres.

D'après la figure(IV.30)la sensibilité est augmenté si la valeur de seuil diminue, pourun seuil égale 0.22 on a une bonne sensibilité (le maximum de signal).

La figure (IV.31) représente les images reconstruites par la méthode ESPIRiT pour les différentes valeurs de seuil des vecteurs propres dans l'espace-k.

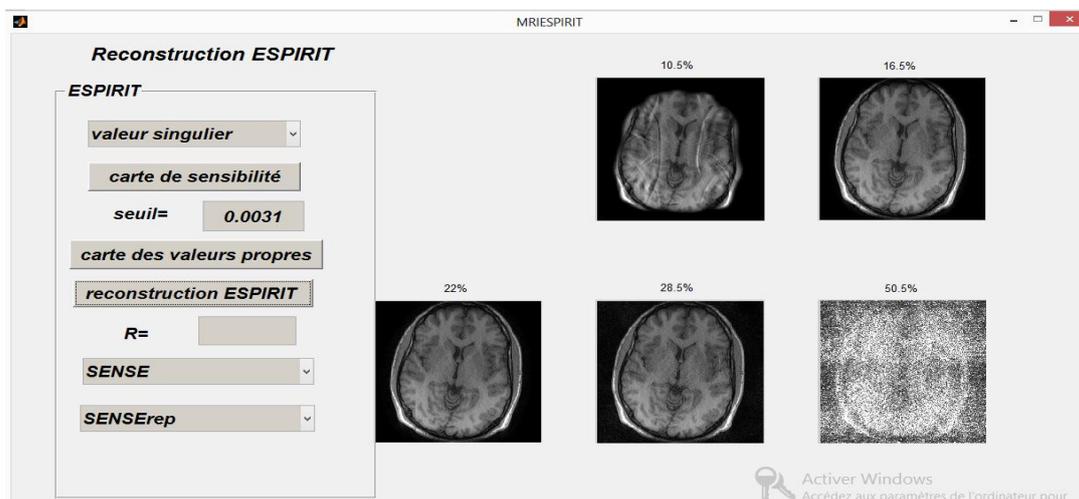
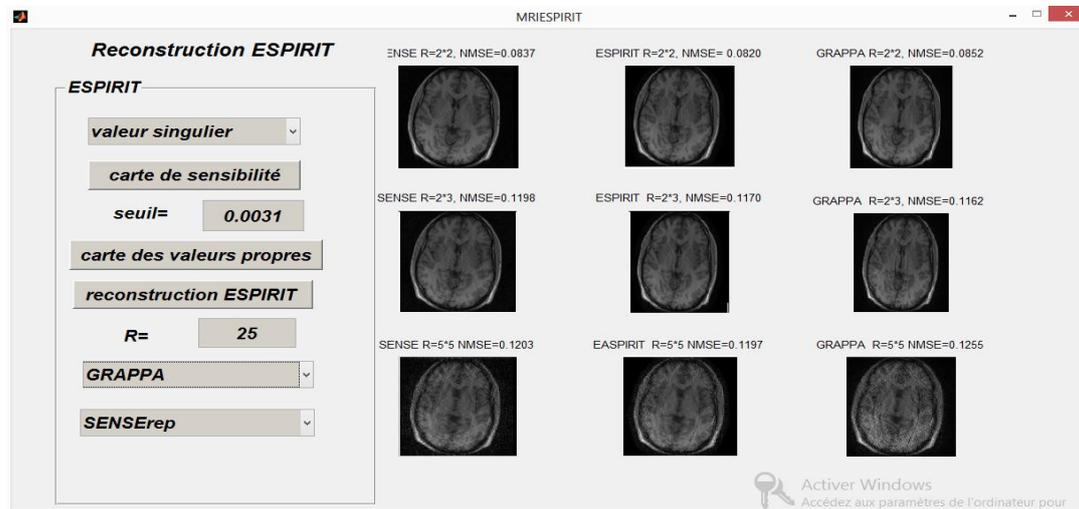


Figure (IV.31) :Les images IRM reconstruites par la méthode ESPIRiT pour les différentes valeurs de seuil des vecteurs propres dans l'espace-k.

A partir des résultats obtenus par la figure (IV.31) nous avons remarqué que si le pourcentage de seuil du vecteur propre égal à 22% la qualité de l'image est meilleur par contre pour les autres valeurs la qualité de l'image est mauvaise.

Comparaison entre SENSE, GRAPPA et ESPIRiT

La figure(IV.32) représente les images reconstruites par différentes méthodes SENSE, ESPIRiT et GRAPPA, et avec différentes valeurs du facteur d'accélération R : 2*2, 2*3 et 5*5, le NMSE calculé est affiché au-dessus de chaque image reconstruite.



Figure(IV.32): Images brain. Données entièrement échantillonnées à partir d'une bobine à huit canaux ont été sous-échantillonnées par des facteurs de 2* 2 et 3* 2.

L'interface graphique permet de comparer les trois méthodes de reconstruction : SENSE, GRAPPA, et ESPIRiT en fonction du facteur d'accélération. Pour chaque méthode lorsque le R augmente le NMSE augmente aussi. A un facteur d'accélération réduit, le NMSE est faible pour la méthode ESPIRiT par rapport aux deux autres méthodes.

Expérience sur l'image repliée

Dans cette expérience, nous essayons de reconstruire une image repliée à champ de vue (FOV) complet par rapport à l'objet à imagé.

La figure (IV.33) représente une comparaison entre les images reconstruites en appliquant les trois méthodes : SENSE, GRAPPA et ESPIRiT sur une image replier.

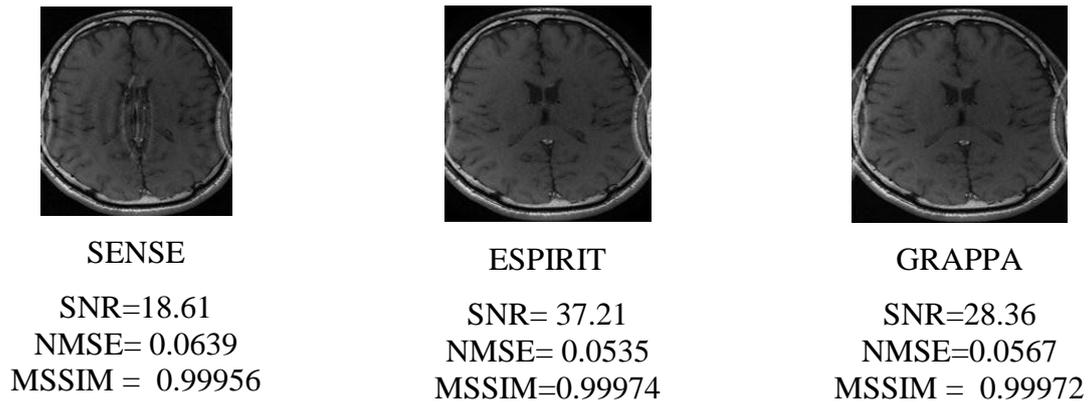


Figure (IV.33): la reconstruction SENSE, ESPIRIT et GRAPPA

La reconstruction SENSE donne une image reconstruite avec un artefact sévère dans le centre de l'image (SENSE) [41]. Grappa et ESPIRIT sont capables de reconstruire le centre de l'image correctement comme montre dans la figure(IV.33).

IV.5 Conclusion

L'objectif de ce chapitre était de développer une interface graphique permettant de simuler les reconstructions des images selon différentes méthodes appliquées en imagerie parallèle. L'objectif est en premier lieu d'implémenter une méthode permettant la détection automatique de la valeur du paramètre de régularisation pour la reconstruction. Nous avons présenté l'implantation du modèle fonctionnel ainsi que le logiciel qui en découle. Cette interface logicielle permet d'implanter et de tester les méthodes de reconstruction en calculant différents paramètres de performances telles que le SNR, le NMSE et le MSSIM. Elle permet aussi d'afficher le temps d'acquisition des images [42]. La validité de cette interface a été étudiée, une amélioration des méthodes SENSE et GRAPPA a été prouvée avec un temps de reconstruction réduit. L'efficacité des deux méthodes SPIRIT et ESPIRIT a été démontré.

Conclusion générale

Durant ce projet de fin d'études, nous nous sommes spécialisés sur l'imagerie par résonance magnétique parallèle qui est devenue une technique plus récente pour l'imagerie médicale.

Nous avons présenté les étapes les plus importantes pour l'acquisition des images médicales par résonance magnétique, ainsi que les méthodes de reconstruction les plus récentes et les plus efficaces, dans le but d'avoir des images plus rapides que l'IRM classique et afin de garantir le même niveau de diagnostic.

Nous avons dans un premier temps présenté notre contribution dans le cadre de la reconstruction d'images fantômes ou réelles en IRM parallèle. Dans cette partie, nous avons présenté une étude comparative entre les différents algorithmes de reconstruction utilisés dans ce mémoire. Le but de cette comparaison est de chercher la méthode la plus performante permettant d'améliorer la qualité de l'image reconstruite.

Dans la deuxième partie de notre travail, nous avons développé une interface graphique à travers laquelle, l'utilisateur peut agir sur les paramètres d'entrées et reconstruire l'image IRM en choisissant l'une des méthodes de reconstruction utilisées. À travers ces applications, l'utilisateur est capable de tester la qualité des images reconstruites visualisées sur l'interface par les différentes méthodes, en agissant sur les boutons permettant de calculer les paramètres évaluant la qualité tels que le SNR, le NMSE et le MSSIM.

Les résultats obtenus montrent l'efficacité de chaque algorithme de reconstruction. Par exemple, l'algorithme SENSE et GRAPPA partagent presque les mêmes résultats à un facteur d'accélération réduit, lorsque ce dernier augmente, la qualité de l'image se dégrade. Le temps de reconstruction à ce niveau est un peu long. Une méthode de régularisation a été appliquée sur ces deux algorithmes afin de réduire le temps d'acquisition et d'améliorer la qualité des images reconstruites. D'autres améliorations ont été étudiées afin de diminuer la durée d'acquisition, ce sont les méthodes SENSE 2D et GRAPPA 2D. Deux autres algorithmes fournissant des résultats très efficaces tels que SPIRIT et ESPIRIT ont été étudiés pour atteindre le même but.

Le temps d'acquisition de l'algorithme GRAPPA dans l'espace K est un peu long. Pour cette raison, un algorithme permettant la reconstruction dans le domaine image a été développé. Les résultats trouvés montrent que le problème de temps a été résolu mais la qualité de l'image reconstruite se dégrade.

- [1] Marie XAVIER, 'Étude quantitative du mouvement de la paroi du cœur à partir d'images ciné-IRM par des méthodes fréquentielles de flux optique', thèse doct, Instrumentation et Informatique de l'Image, Univ, Bourgogne, 2010.
- [2] B. FERNANDEZ, 'Techniques Adaptatives pour l'Imagerie par Résonance Magnétique des Organes en Mouvement', thèse doct. Automatique et Trait. Signal. Univ. Henri Poincaré, Nancy. 230 p, 12 Novembre 2010.
- [3] Josiane Adrienne YANKAM NJIWA, 'Reconstruction d'images de résonance magnétique à partir de l'espace k partiel', thèse doct, L'institut National des Sciences Appliquées de Lyon, Formation doctorale : Images & Systèmes Ecole doctorale : Electronique, Electrotechnique et Automatique, 2007.
- [4] Maélène Lohézic, 'Reconstructions Adaptatives pour l'Imagerie par Résonance Magnétique des Organes en Mouvement', thèse doct, Automatique et Trait, Signal, Univ. Henri Poincaré, Nancy, p.230, 11 octobre 2011.
- [5] <http://www.imaios.com/fr/e-Cours/e-MRI/imagerie-parallele/écho de spin>
- [6] Matt A. Bernstein, Kevin F. King, and Xiaohong Joe Zhou. Handbook of MRI Pulse Sequences. Elsevier, 2004.
- [7] M. A. BERNSTEIN, K. F. KING, X. J. ZHOU, 'Handbook of MRI Pulse Sequences', Elsevier Academic Press, 2004.
- [8] Liang Z-P, Lauterbur, P.C. Principles of Magnetic Resonance Imaging: A Signal Processing Perspective. New York: IEEE Press; 2000.
- [9] P. C. LAUTERBUR, 'Image formation by induced local interactions: Examples employing nuclear magnetic resonance', Nature, 242(5394):190–191, 1973.
- [10] E. M. Purcell, H. C. Torrey, and R. V. Pound, 'Resonance absorption by nuclear magnetic moments in a solid', Phys. Rev, 69(1-2):37–38, Jan 1946.
- [11] LEVITT, M, 'Spin dynamics: basics of nuclear magnetic resonance', Wiley New York, 2003.
- [12] Yohan van de Looij, 'Imagerie spirale du tenseur de diffusion à 7-T : application au cerveau de rat traumatisé', thèse doct, Univ, Joseph Fourier – Grenoble, 20 décembre 2006.
- [13] Lotfi Chaari, 'Reconstruction d'images pour l'Imagerie par Résonance Magnétique parallèle IRMp', Cycle de Formation des Ingénieurs en Télécommunications, Option : SERCOM, Ecole supérieure des communications, Tunis, 2007.

- [14] <http://www.imaios.com/fr/e-Cours/e-MRI/imagerie-parallele/antennes-reseau-phase>
- [15] F. Breuer, 'Development and application of efficient strategies for parallel magnetic resonance imaging', PhD thesis, Julius-Maximilians-Universität Würzburg, Dec 2006.
- [16] Ji JX, Son JB, Rane SD, 'PULSAR: A Matlab toolbox for parallel magnetic resonance imaging using array coils and multiple channel receivers', *Concepts MagnReson B: MagnResonEng*, 31B:24–36, 2007.
- [17] A.N. Tikhonov and V.Y. Arsenin. *Solutions of Ill-Posed Problems*. John Wiley & Sons, 1977.
- [18] B.Liu, Ying, M. Steckner, J. Xie and J. Sheng, 'Regularized SENSE reconstruction using iteratively refined total variation method', *IEEE*, 2007.
- [19] KP Pruessmann, M Weiger, MB Scheidegger, P Boesiger, 'SENSE: sensitivity encoding for fast MRI', *MagnReson Med* 42(5), pp.952–962, 1999.
- [20] M. Weiger, K.P. Prussmann, et al, 'contrast-enhanced 3D MRA using SENSE', 2000.
- [21] Wang J, Kluge T, Nittka M, et al. Parallel acquisition techniques with modified SENSE reconstruction mSENSE. Proceedings of the first Würzburg workshop on parallel imaging basics and clinical applications. Würzburg, Germany, 2001
- [22] M. A. GRISWOLD, M. B LAIMER, F. B REUER, R. M. H EIDEMANN, and M. M UELLER ET P. M. J AKOB: Parallel magnetic resonance imaging using the GRAPPA operator formalism. *Magnetic Resonance in Medicine*, 54(6):1553–1556, 2005.
- [23] Z. CHEN, J. Z HANG, R. Y ANG, P. K ELLMAN, L. A. J OHNSTON ET G. F. E GAN, 'IIR GRAPPA for parallel MR image reconstruction' *Magnetic Resonance in Medicine*, 63(2):502–509, 2010.
- [24] M. Lustig and J. M. Pauly, 'SPIRiT iterative self-consistent parallel imaging reconstruction from arbitrary k-space', *MagnReson Med*. 64, pp. 457-471, 2010.
- [25] M Uecker, P Lai, M .J Murphy, P Virtue, M Elad, J. M Pauly, SSVasanawala, . and M Lustig, 'ESPIRiT: an eigenvalue approach to autocalibrating parallel MRI: Where SENSE meets GRAPPA', *MagnReson Med*. Doi, 10.1002/mrm.24751, 2013.
- <http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/mrm.24751/abstract>

- [26] P Qu, C Wang, Shen GX, 'Discrepancy-based adaptive regularization for GRAPPA reconstruction. *J MagnReson Imaging*', pp.24:248-255, 2006.
- [27] W Liu, X Tang, Y Ma, Gao JH, 'Improved parallel MR imaging using a coefficient penalized regularization for GRAPPA reconstruction', *MagnResonMed*, doi: 10.1002/mrm.24344, 2012.
- [28] M Lustig, P Lai, M Murphy, SS Vasanawala, M Elad, J Zhang, JM Pauly, 'An eigenvector approach to autocalibrating parallel MRI', where SENSE meets GRAPPA, In: *Proceedings of the 19th Annual Meeting of the ISMRM, Montreal*, pp. 479, 2011.
- [29] J Zhang, C Liu, ME Moseley, 'Parallel reconstruction using null operations', *MagnResonMed*, pp.66:1241-1253, 2011.
- [30] M Uecker, 'Nonlinear Reconstruction Methods for Parallel Magnetic Resonance Imaging', PhD thesis, Univ, Georg-August, Gottingen, 2009.
- [31] M Griswold, D Walsh, R Heidemann, A Haase, P Jakob, 'The use of an adaptive reconstruction for array coil sensitivity mapping and intensity normalization', In: *Proceedings of the 10th Annual Meeting of the ISMRM*, 2002.
- [32] N Kadiri, 'Reconstruction d'images de Résonance Magnétique en imagerie parallèle', mémoire master, Univ, Tlemcen, 22 juin 2013.
- [33] A. Iles, A. Bessaid, 'Reconstruction GRAPPA ET SPIRIT en Imagerie Parallèle', *Biomedical Engineering International Conférence (Biomeic)*, Tlemcen-Algeria, Octobre 2014.
- [34] A. Iles, A. Bessaid, 'Quality of SENSE and GRAPPA Reconstructions in Parallel Imaging', *Journal of Medical Imaging and Health Informatics*, Vol. 3, 1-7, 2013
- [35] A. Iles, A. Bessaid, 'Reconstruction SENSE et GRAPPA en imagerie parallèle', *Conférence Internationale sur les Systèmes Embarqués en Télécommunications et en Instrumentation (ICESTI'14)*, Annaba-Algeria, pp.27-29, Octobre 2014.
- [36] J. Wang¹, B. Zhang¹, K. Zhong², Y. Zhuo², 'Image Domain Based Fast GRAPPA Reconstruction and relative SNR degradation Factor', 1RF, Siemens Mindit Magnetic Resonance Ltd, Shenzhen, Guangdong, China, 2Key Laboratory of Cognitive Science, The Chinese Academy of Sciences, Beijing, China, 2005.

Références bibliographique

[37] M. Kariche, N. Bouzara. 'simulation des algorithmes pour la reconstruction des images parallèle', mémoire master, 2015.

[38] Griswold, M.A., et al., '*MRM*', 47, 1202, 2002.

[39] A. Iles, A. Bessaid. 'Quality of GRAPPA Reconstruction in Parallel Imaging', the second World conference on Complex Systems (WCCS14), Agadir-Morocco, pp.10-12, Novembre 2014.

[40] Griswold MA, Jakob PM, Heidemann RM, Nittka M, Jellus V, Wang J, 'Generalized autocalibrating partially parallel acquisitions (GRAPPA)', *MagnReson Med* 47(6):1202–1210, 2002.

[41] Markus Weiger, Klaas P. Pruessmann, Peter Boesiger, '2D SENSE for Faster 3D Imaging', Institute of Biomedical Engineering and Medical Informatics, Univ, ETH Zurich, Zurich, Switzerland, 2000.

[42] D S. WELLER, S RAMANI, J F NIELSEN, J A FESSLER, 'Monte Carlo SURE-Based Parameter Selection for Parallel Magnetic Resonance Imaging Reconstruction', *Magnetic Resonance in Medicine*, 2013