



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 : KARICHE Malika et BOUZARA Noura

---

**Simulation des méthodes de reconstruction  
appliquées en imagerie parallèle**

---

**Soutenu le 15 juin 2015 devant le Jury**

M	MESSADI Mohamed	<i>MCA</i>	Université de Tlemcen	Président
Mme	ILES Amel	<i>MAA</i>	Université de Tlemcen	Encadreur
Mme	LOUDJDI Kamila	<i>MCB</i>	Université de Tlemcen	Examineur

**Année universitaire 2014-2015**

*Je dédie ce rapport*

*A mes chers parents AHMED & FATIMA en  
Témoignage de ma gratitude, fierté et reconnaissance infinies, Les  
deux personnes qui n'ont jamais été avares de me conseiller, de m'encourager*

*A ma chère sœur NORA qui a tout passé avec moi, qui grâce à elle que  
J'ai pu continuer, que DIEU la garde toujours pour moi*

*A tous mes chers frères HAKIMA, MOHAMED, OUSSAMA & ma chère  
SOUNDOSSE la petite, nshalah tu seras un pédiatre  
Sans oublier la plus chère personne*

*A mes grands-pères et grandes mères pour son amour et ses prières pour moi*

*A tous mes oncles surtout ADDA, HMAÏDAT, HOURIA, L'ALIA et oncle  
MOHAMED*

*Finalement à toutes les familles KARICHE, RAGUEM ET BOUZARA*

**KARICHE Malika**

*Je dédie ce rapport*

*A mes chers parents ABD EL KADER & FATIHA en  
Témoignage de ma gratitude, fierté et reconnaissance infinies, Les  
deux personnes qui n'ont jamais été avares de me conseiller, de m'encourager*

*A ma chère sœur MALIKA qui a tout passé avec moi, qui grâce à elle que  
J'ai pu continuer, que DIEU la garde toujours pour moi*

*A tous mes chers frères HABIBA, MUSTAFA, AHMED, ZAKI,  
SOULIMENE & LA jolie SAFAA, que dieu la protège, pour son amour infini*

*Sans oublier mes neveux FATEH, NEDJIB et ABD EL MOUINE  
Et son père TAIBOUNI Mohamed*

**BOUZARA Noura**

# Remerciement

---

Nous remercions le bon DIEU le tout puissant de nous avoir aidé et de toutes ses offres.

Nous tenons à présenter nos sincères remerciements à :

- ✚ Madame A. ILES pour ses efforts précieux, ses conseils et sa patience afin d'achever à bien ce mémoire.
- ✚ Monsieur M. MESSAIDI qui nous a fait l'honneur d'accepter la présidence du jury de cette soutenance.
- ✚ Madame K. LOUDJDI pour juger ce travail.

Spécial remerciement au chef département Monsieur KERAI pour son aide. Et tous les enseignants de génie biomédical.

- ✚ Egalement tous les membres de service de radiologie de THENIET EL HAD spécialement oncle BOUDJEMAA & SOFIANE.
- ✚ A nos chères amies HANANE, HABIBA, NORA.
- ✚ Tous les membres de mosquée 'OMAR IBN ABD EL AZIZ'.
- ✚ Enfin à l'ensemble des étudiants de la promotion GBM et en particulier SIM.

### Résumé

Ce travail de projet de fin d'études consiste à développer des méthodes de reconstruction pour l'IRM parallèle avec l'introduction de contrainte pour régulariser le problème d'inversion. La question qui se pose en IRM classique est la recherche du meilleur compromis entre le rapport signal sur bruit et le temps, de ce fait l'IRM parallèle résout ce problème par sa rapidité et la reconstruction fidèle de l'image à partir des données sous-échantillonnées d'espace  $k$ .

Quatre méthodes ont été proposées dans cet axe, la méthode SENSE qui sert à combiner les images bobines repliées avec la carte de sensibilité afin d'avoir une image dépliée. La méthode GRAPPA qui fait le remplissage d'espace  $k$  grâce aux poids calculés par les lignes d'autocalibration. La méthode SPIRIT qui représente un problème inverse régi par les deux contraintes de cohérences, cohérence de calibration et cohérence de données. Et enfin la méthode ESPIRIT qui utilise des cartes de sensibilité trouvées à partir de la décomposition en valeur singulière de la matrice de calibration. Les résultats montrent que la reconstruction GRAPPA 1D et SENSE 1D présentent une insuffisance qui sera récupérée par l'implémentation d'autres méthodes telles que la méthode SPIRIT, ESPIRIT, GRAPPA 2D et SENSE 2D. Les méthodes de régularisation sont très importantes pour avoir un problème bien posé.

**Mots clés :** Imagerie parallèle, SENSE, GRAPPA, SPIRIT, ESPIRIT.

This work graduation project is to develop reconstruction methods for MRI parallel with the stress introduction to regularize the inversion problem. The question that arises in conventional MRI is looking for the best compromise between SNR and time; hence the parallel MRI solves this problem with its speed and faithful reconstruction of the image from the data sub-sampled  $k$ -space.

Four methods have been proposed in this axis, the SENSE method used to combine images, folded coils with sensitivity map to keep an unfolded image. The GRAPPA method that the gap filling  $k$ -space through the weights calculated by the lines self-calibration. The SPIRIT method represents an inverse problem governed by the two constraints of coherence, coherence with calibration and coherence with data acquisition. And finally the ESPIRIT method using sensitivity maps found from the singular value decomposition of the calibration matrix. The results show that the reconstruction GRAPPA 1D and SENSE 1D show a deficiency that will be recovered by implementing other methods such as SPIRIT, ESPIRIT, GRAPPA 2D and SENSE 2D . Regularization methods are very important to have a well-posed problem.

**Key words:** parallel imaging, SENSE, GRAPPA, SPIRIT, ESPIRIT.

<b>RMN</b>	Imagerie par Résonance Magnétique
<b>IRM</b>	L'imagerie par résonance magnétique
<b>RF</b>	Radio Fréquence
<b>T</b>	Tesla
<b>FID</b>	Le signal de précession libre
<b>TF</b>	Transformée de Fourier
<b>FFT</b>	Fast Fourier transform
<b>iFFT</b>	Inverse fast Fourier transform
<b>TE</b>	Temps écho
<b>TR</b>	Temps répétition
<b>FOV</b>	Champ de vue
<b>(S/B)</b>	Le rapport signal sur bruit
<b>IRMp</b>	L'Imagerie par Résonance Magnétique parallèle
<b>R</b>	Facteur d'accélération
<b>SENSE</b>	Sensitive encoding
<b>GRAPPA</b>	GeneRalized Autocalibrating Partially Parallel Acquisitions
<b>D</b>	Dimension
<b>Rég</b>	La régularisation
<b>ACS</b>	Ligne autocalibration
<b>SPIRiT</b>	Iterative Self-consistent Parallel Imaging Reconstruction
<b>SPIRiTcg</b>	Iterative Self-consistent Parallel Imaging Reconstruction conjugate gradient
<b>SPIRiTpcs</b>	Iterative Self-consistent Parallel Imaging Reconstruction projection over convex sets
<b>ESPIRiT</b>	Eigenvalue Iterative Self-consistent Parallel Imaging Reconstruction
<b>SVD</b>	Décomposition en valeurs singulières
<b>SNR</b>	Le rapport signal sur bruit
<b>NMSE</b>	L'erreur quadratique moyenne normalisée
<b>MSSIM</b>	Mean structural similarity index

## Table de matières

Dédicace .....	I
Remerciements .....	III
Résumé .....	IV
Liste des abréviations .....	V
Table de matières .....	VI
Liste des figures .....	X
Liste des tableaux .....	XV
Introduction générale.....	1

### Chapitre I : Les bases physiques de l'IRM

I.1. Introduction .....	5
I.2. Appareillage et élément technique .....	5
I.2.1. Aimant .....	6
I.2.2. Bobines de gradient .....	6
I.2.3. Bobines radiofréquence (RF).....	8
I.3. Résonance Magnétique Nucléaire .....	9
I.3.1. Spin nucléaire et moment Magnétique .....	9
I.3.2. Précession Fréquence de Larmor.....	9
I.3.3. Relaxation et ses paramètres T1 et T2.....	10
I.3.4. Equation de Bloch .....	11
I.3.4.1. Équilibre thermique .....	11
I.3.4.2. Mouvement libre.....	12
I.3.4.3. Résonance .....	13
I.3.4.4. Relaxation .....	15
I.4. Signal RMN .....	15
I.5. Séquence en IRM.....	17
I.5.1. Séquence écho de spin.....	17
I.5.2. Séquence écho de gradient .....	18
I.6. Codage spatial du signal .....	19
I.6.1.Sélection de coupe .....	19
I.6.2. Application du codage de phase et fréquence en IRM .....	20
I.7. Reconstruction de l'image .....	21
I.7.1. Facteur de qualité d'image en IRM .....	22
I.7.2. Critères de la qualité d'image .....	22
I.7.2.1. Rapport signal sur bruit ( $S/B$ ) .....	22

I.7.2.2. Contraste .....	23
I.7.2.3. Résolution spatiale.....	23
I.8. Conclusion .....	24

### **Chapitre II : la reconstruction des images IRM**

II.1. Introduction .....	26
II.2. Principe de l'IRM parallèle .....	26
II.3. Acquisition et sous échantillonnage de l'espace k des antennes.....	27
II.3.1. Estimation de la carte de sensibilité .....	27
II.3.2. Acquisition parallèle reconstruites dans le domaine image .....	28
II.4. Reconstruction SENSE .....	30
II.5. Problème inverse .....	32
II.5.1 Problème mal posé .....	32
II.5.2. Régularisation de Tikhonov .....	33
II.6. SENSE 2D.....	34
II.7. Reconstruction GRAPPA.....	34
II.7.1. Reconstruction d'espace k.....	34
II.7.2. Autocalibration.....	36
II.8. Reconstruction GRAPPA 2D.....	38
II.9. Reconstruction SPIRiT.....	39
II.9.1. Cohérence de calibration.....	40
II.9.2. Cohérence des données .....	40
II.9.3. Formulation des contraintes d'optimisation.....	41
II.10. Reconstruction ESPIRiT .....	42
II.10.1. Matrice de calibration et Reconstruction de l'espace nul .....	42
II.10.2. Implémentation en utilisant Soft-SENSE.....	46
II.11. Conclusion.....	46

### **Chapitre III : Résultats des méthodes SENSE et GRAPPA**

III.1. Introduction.....	48
III.2. Paramètres de performance.....	48
III.2.1. Rapport signal sur bruit (SNR) .....	48
III.2.2. Erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) .....	48
III.2.3. Mean structural similarity index (MSSIM).....	49
III.3. Résultat et discussion.....	50

III.3.1. Reconstruction SENSE .....	50
III.3.1.1. Expérience sur l'image fantôme .....	51
III.3.1.1.1. Rapport signal sur bruit(SNR) .....	53
III.3.1. 2. Erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) .....	53
III.3.1. 3. Similarité Structurale (MSSIM).....	54
III.3.1.2. Expérience sur une image IRM.....	55
III.3.1.3. Reconstruction SENSE avec régularisation.....	56
III.3.1.3. 1. Régularisation de Tikhonov .....	56
III.3.1.3.2. Courbe en L.....	57
III.3.1.3.3. Expérience sur l'image fantôme .....	58
III. 3.1.3.3. 1. Rapport signal sur bruit (SNR) .....	58
III.3.1.3.3.2. Erreur quadratique moyenne normalisée(NMSE) .....	59
III.3.1.3.3.3. Similarité Structurale (MSSIM).....	60
III.3.1.3.4. Expérience sur l'image IRM.....	61
III.3.1.4. Reconstruction SENSE (2D).....	62
III.3.1.4.1. Expérience sur l'image fantôme .....	62
III.3.1.4.1.1. Nombre d'itération.....	62
III.3.1.4.1.2. Lignes d'autocalibration .....	63
III.3.1.4.1.3. Taille de la fenêtre .....	63
III.3.1.4.1.4. Rapport signal sur bruit.....	64
III.3.1.4.1.5. L'erreur quadratique (NMSE).....	65
III.3.1.4.1.6. Index de similarité structurelle(MSSIM) .....	65
III.3.1.4.2. Expérience sur l'image Brain.....	66
III.3.1.5. SENSE 2D avec régularisation .....	67
III.3.1.5.1. Expérience sur image fantôme .....	67
III.3.1.5.1.1.Rapport signal sur bruit (SNR) .....	68
III.3.1.5.1.2. Erreur quadratique moyenne normalisée(NMSE) .....	68
III.3.1.5.1.3. Similarité Structurale (MSSIM).....	68
III.3.1.5.2. Expérience sur des données réelles.....	69
III.3.2. Reconstruction GRAPPA.....	70
III.3.2.1. Expérience sur l'image fantôme .....	71
III.3.2.1.1. Rapport signal sur bruit (SNR) .....	72
III.3.2.1.2. Erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) .....	72

III.3.2.1.3. Similarité Structurale (MSSIM).....	73
III.3.2.2. Expérience sur des données réelles .....	74
III.3.2.3. Reconstruction des images par la nouvelle GRAPPA (2D).....	75
III.3.2.3.1. Expérience sur l’image fantôme .....	75
III.3.2.3.1.1. Nombre de ligne d’autocalibration .....	76
III.3.2.3.1.2. taille de la fenêtre.....	76
III.3.2.3.1.3. Rapport signal sur bruit (SNR) .....	77
III.3.2.3.1.4. Erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) .....	77
III.3.2.3.1.5. Similarité Structurale (MSSIM).....	78
III.3.2.4. Expérience sur des données réelles .....	79
III.3.2.4. GRAPPA 2D avec régularisation.....	80
III.3.2.4.1. Expérience sur les images fantôme.....	81
III.3.2.4.1.1. Rapport signal sur bruit (SNR) .....	81
III.3.2.4.1.2. Erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) .....	82
III.3.2.4.1.3. Similarité Structurale (MSSIM).....	82
III.3.2.4.2. Expérience sur des données réelles.....	83
III.3.3. Comparaison entre les méthodes de reconstruction SENSE et GRAPPA.....	86
III.4. Conclusion .....	87
 <b>Chapitre IV : Résultats des méthodes SPIRiT et ESPIRiT</b> 	
IV.1. Introduction.....	89
IV.2. Reconstruction SPIRiT .....	91
IV.2.1. Résultats expérimentaux .....	90
IV.2.1.1. Images fantôme.....	90
IV.2.1.1.1. Nombre d’itération.....	90
IV.2.1.2. Images réelle .....	93
IV.2.1.2.1. Nombre d’itérations .....	93
IV.3. Reconstruction ESPIRiT .....	96
IV.3.1. Résultats expérimentaux .....	98
IV.4. Conclusion .....	102
Conclusion générale.....	104
Glossaire .....	107
Références bibliographiques .....	109

### Listes des figures

<b>Figure (1.1) :</b> Appareil IRM .....	5
<b>Figure (1.2) :</b> Elément technique de l'IRM .....	6
<b>Figure (1.3) :</b> Variation de champ par gradient dans la direction Z [2] .....	7
<b>Figure (1.4) :</b> Variation de champ par gradient dans la direction X [2] .....	7
<b>Figure (1.5) :</b> Variation de champ par gradient dans la direction Y [2] .....	8
<b>Figure (1.6) :</b> Représentation schématique du spin du proton et de l'orientation parallèle ou antiparallèle des spins dans un champ magnétique .....	9
<b>Figure (1.7) :</b> La relaxation longitudinale .....	10
<b>Figure (1.8) :</b> La relaxation transversale T2 .....	11
<b>Figure (1.9) :</b> Emission et réception du signal .....	16
<b>Figure (1.10) :</b> Chronogramme de la séquence écho de spin .....	17
<b>Figure (1.11) :</b> Les différentes pondérations du signal séquence Spin Echo en fonction du TR et du TE .....	18
<b>Figure (1.12) :</b> Chronogramme de la séquence écho de gradient .....	19
<b>Figure (1.13) :</b> Sélection d'un plan de coupe .....	20
<b>Figure (1.14) :</b> Application gradient de codage de phase .....	20
<b>Figure (1.15) :</b> Application gradient de codage de fréquence .....	21
<b>Figure (1.16) :</b> Diagramme temporel .....	22
<b>Figure (1.17) :</b> Influence réciproque entre le rapport ( $S/B$ ) , le temps d'acquisition et la résolution spatiale .....	23
<b>Figure (2.1) :</b> Sous échantillonnage et repliement .....	27
<b>Figure (2.2) :</b> Principes de la reconstruction de l'image avec l'algorithme SENSE .....	28
<b>Figure (2.3) :</b> Cartes de sensibilité des antennes .....	29
<b>Figure (2.4) :</b> Principe de l'imagerie parallèle (SENSE) .....	29
<b>Figure (2.5) :</b> Reconstruction SENSE .....	31
<b>Figure (2.6) :</b> Description de la méthode de reconstruction GRAPPA pour un facteur d'accélération $R = 2$ , une ligne ACS, 4 canaux de réception et Nblocs = 2 .....	35

<b>Figure (2.7) :</b> Schéma de reconstruction GRAPPA .....	36
<b>Figure (2.8) :</b> Reconstruction GRAPPA avec une fenêtre coulissante dans la direction de codage de lecture $N_x = 6$ .....	37
<b>Figure (2.9) :</b> Reconstruction de l'image dans l'espace k par la méthode GRAPPA.....	37
<b>Figure (2.10) :</b> Reconstruction du GRAPPA 2D avec une région de calibration .....	38
<b>Figure (2.11) :</b> Organisation des données, d'indexation et les opérateurs qui sont utilisés.....	43
<b>Figure (2.12) :</b> Décomposition en valeurs singulière (SVD) de la matrice de calibration.....	44
<b>Figure (2.13):</b> Construction des matrices G : moyen efficace pour calculer les valeurs et les vecteurs propres.....	45
<b>Figure (2.14):</b> Cartes de sensibilité dans le domaine image à l'aide d'une décomposition en valeurs propres .....	45
<b>Figure (3.1) :</b> Cartes de sensibilité avant filtrage .....	51
<b>Figure (3.2) :</b> Cartes de sensibilité après filtrage .....	52
<b>Figure (3.3) :</b> Images repliées acquise des 8 canaux par la méthode SENSE.....	52
<b>Figure (3.4) :</b> Image reconstruite ( $R=2$ ) .....	53
<b>Figure (3.5) :</b> SNR en fonction de facteur d'accélération .....	53
<b>Figure (3.6):</b> NMSE en fonction de facteur d'accélération.....	54
<b>Figure (3.7) :</b> MSSIM en fonction de facteur d'accélération.....	54
<b>Figure (3.8) :</b> Images fantôme reconstruite pour différente facteur d'accélération .....	55
<b>Figure (3.9) :</b> Images reconstruites et leurs différences et l'image référence .....	56
<b>Figure (3.10) :</b> Les sorties de picard en testant deux problèmes bruité et pure.....	57
<b>Figure (3.11) :</b> Courbe en L.....	58
<b>Figure (3.12) :</b> SNR en fonction de facteur de réduction sans et avec régularisation.....	59
<b>Figure (3.13) :</b> NMSE en fonction de facteur de réduction sans et avec régularisation.....	59
<b>Figure (3.14) :</b> MSSIM en fonction de facteur de réduction sans et avec régularisation.....	60
<b>Figure (3.15) :</b> Images fantôme reconstruite avec régularisation pour différente facteur d'accélération .....	60

<b>Figure (3.16) :</b> Images s reconstruites avec régularisation et leurs différences et l'image référence .....	61
<b>Figure (3.17) :</b> NMSE en fonction de nombre d'itération.....	62
<b>Figure (3.18) :</b> Images reconstruites en fonction de nombre d'itération.....	62
<b>Figure (3.19) :</b> NMSE en fonction de lignes ACS .....	63
<b>Figure (3.20) :</b> Images reconstruites en fonction de lignes ACS .....	63
<b>Figure (3.21) :</b> NMSE en fonction de la taille de la fenêtre .....	64
<b>Figure (3.22) :</b> Images reconstruites en changeant la taille de la fenêtre .....	64
<b>Figure (3.23) :</b> SNR en fonction du facteur d'accélération.....	65
<b>Figure (3.24) :</b> NMSE en fonction de facteur d'accélération.....	65
<b>Figure (3.25) :</b> MSSIM en fonction de R .....	66
<b>Figure (3.26) :</b> Images reconstruites pour différent facteur d'accélération.....	66
<b>Figure (3.27) :</b> Images reconstruites en fonctions du facteur d'accélération sous échantionné.....	67
<b>Figure (3.28) :</b> Tracé du SNR sans et avec régularisation en fonction du facteur d'accélération .....	68
<b>Figure (3.29) :</b> Tracé du NMSE sans et avec régularisation en fonction du facteur d'accélération .....	68
<b>Figure (3.30) :</b> Tracé du MSSIM sans et avec régularisation en fonction du facteur d'accélération .....	69
<b>Figure (3.31) :</b> Images reconstruites avec régularisation .....	69
<b>Figure (3.32) :</b> Images reconstruites avec régularisation en fonctions du R sous échantionné.....	70
<b>Figure (3.33):</b> Organigramme de la méthode de reconstruction GRAPPA .....	71
<b>Figure (3.34) :</b> SNR en fonction du facteur d'accélération avec un nombre de blocs de 2 et 4 .....	72
<b>Figure (3.35) :</b> NMSE en fonction du facteur d'accélération avec un nombre de blocs de 2 et 4.....	72
<b>Figure (3.36) :</b> MSSIM en fonction du facteur d'accélération.....	73
<b>Figure (3.37) :</b> Reconstruction d'images fantôme avec 4 et 2blocs .....	73

<b>Figure (3.38) :</b> Reconstruction des images réelles avec 4 blocks en fonction de R.....	74
<b>Figure (3.39) :</b> Sous échantillonnage selon les deux directions selon les lignes et Colonnes avec une surface de calibration au centre de l'image.....	75
<b>Figure (3.40) :</b> NMSE en fonction de lignes ACS .....	76
<b>Figure (3.41) :</b> Images reconstruites en fonction de lignes ACS .....	76
<b>Figure (3.42) :</b> NMSE en fonction de la taille de la fenêtre .....	76
<b>Figure (3.43) :</b> Images reconstruites en fonction de la taille de la fenêtre .....	77
<b>Figure (3.44) :</b> SNR en fonction de facteur de réduction .....	77
<b>Figure (3.45) :</b> NMSE en fonction de facteur de réduction.....	78
<b>Figure (3.46) :</b> MSSIM en fonction de facteur de réduction.....	78
<b>Figure (3.47) :</b> Images reconstruites par GRAPPA en fonction de facteur d'accélération .....	79
<b>Figure (3.48) :</b> Images reconstruites en fonction de facteur d'accélération .....	80
<b>Figure (3.49) :</b> Courbe en L de GRAPPA .....	81
<b>Figure (3.50) :</b> SNR en fonction de facteur de réduction .....	81
<b>Figure (3.51) :</b> NMSE en fonction de facteur de réduction.....	82
<b>Figure (3.52) :</b> MSSIM en fonction de facteur de réduction.....	82
<b>Figure (3.53) :</b> Images reconstruites en fonction de facteur d'accélération .....	83
<b>Figure (3.54) :</b> Images reconstruites avec régularisation en fonction de facteur d'accélération .....	85
<b>Figure (3.55) :</b> Comparaison entre GRAPPA 1D et SENSE 1D pour R=4, et GRAPPA 2D et SENSE 2D pour R=2*2.....	86
<b>Figure (4.1) :</b> Synoptique de la technique de reconstruction SPIRiT.....	89
<b>Figure (4.2) :</b> Erreur quadratique en fonction du nombre d'itération et la taille de fenêtre .....	91
<b>Figure (4.3) :</b> Images reconstruites par comparaison des méthodes .....	92
<b>Figure (4.4) :</b> L'erreur quadratique en fonction de nbr d'itération et la taille de fenêtre.....	94

<b>Figure (4.5) :</b> Images reconstruites en fonction d'accélération et comparaison des méthodes (14 it et [5,5]) .....	95
<b>Figure (4.6) :</b> Images reconstruites par deux accélérations et comparaison des méthodes (12 itérations et [7,7]) .....	95
<b>Figure (4.7) :</b> Organigramme de la reconstruction ESPIRiT .....	97
<b>Figures (4.8) :</b> Résultat de la décomposition en valeur singulière d'A.....	98
<b>Figure (4.9) :</b> Valeurs propres en variant le nombre de noyaux.....	99
<b>Figure (4.10) :</b> Comparaison entre les méthodes SENSE, GRAPA, ESPIRiT avec différent facteur R .....	100
<b>Figure (4.11) :</b> Effet de FOV complet et réduit pour estimer les cartes.....	101
<b>Figure (4.12) :</b> Images reconstruites avec FOV réduit pour 1D et 2D.....	102

**Liste des tableaux**

**Tableau (3.1):** SNR en fonction du facteur d'accélération R, avec et sans régularisation des images reconstruites ..... 83

**Tableau (3.2):** NMSE en fonction du facteur d'accélération R, avec et sans régularisation des images reconstruites ..... 84

**Tableau (3.3):** MSSIM en fonction du facteur d'accélération R, avec et sans régularisation des images reconstruites ..... 84

**Tableau (4.1):**Reconstruction en utilisant SPIRIT POCS ..... 93

## Introduction générale

Le phénomène de résonance magnétique nucléaire (RMN) a été décrit en 1946 par deux équipes celle de Bloch et de Purcell. Dans un premier temps ce phénomène se développe aux mains des physiciens, biologistes et chimistes. En 1971 Damadian a démontré que les T1 et T2 des tissus normaux se différencient, l'évolution est par la suite rapide et Lauterbur réalise les premières images de tubes capillaires. Plus que toute autre technique d'imagerie l'IRM nécessite une compréhension profonde de principes de physique qui sont essentiels pour la réalisation et surtout l'interprétation d'un examen. L'image IRM présente un outil puissant lors du diagnostic ou de suivre de certaines maladies comme la dyslexie et l'autisme, et permet aussi de localiser certaines zones du cerveau à enlever ou à préserver avant de faire des opérations chirurgicales. Mais la tâche la plus difficile pour ce type d'imagerie est la reconstruction des images, c'est-à-dire la formation d'images directement exploitables par le médecin pour l'aide au diagnostic ou tout autre type d'usage dans un temps optimal. Le médecin a besoin d'images claires, fidèles au contenu réel de l'objet à explorer et avec une bonne résolution temporelle pour certaines applications. Mais ceci est loin d'être évident en raison des contraintes technologiques. Dès lors, l'intervention des spécialistes de traitement de signal et d'images est nécessaire dans la chaîne de production de ce type d'images pour atteindre un compromis entre les limitations techniques et les exigences du médecin. Pour ce faire, il s'avère plus utile de faire une acquisition parallèle de l'objet à explorer pour améliorer le rapport signal sur bruit et diminuer la durée d'examen. Ces enjeux sont à l'origine de ce projet qui vise à développer des simulations d'approches de reconstruction pour les images d'IRM parallèle visant une amélioration des performances.

Le manuscrit est composé de quatre chapitres. Le premier chapitre permet de donner une vue globale et synthétique sur l'imagerie par résonance magnétique, tout d'abord on va présenter l'appareillage d'IRM telle que l'aimant puissant qui transmet un champ statique  $B_0$ , puis les bobines de gradients et les bobines radiofréquences responsables d'un champ magnétique tournant  $B_1$ . On va aussi articuler les phénomènes de relaxation longitudinale et transversale. L'émission d'impulsion radiofréquence permet de capter le signal RMN à l'aide des bobines réceptrices, pour acquérir les données en IRM il est indispensable de mise en place des séquences d'impulsions RF telle que les échos de spin ; écho de gradient .....etc. Finalement la reconstruction d'image IRM à partir des signaux RMN impose l'application des encodages de fréquence, de phase et la sélection de coupe puis calcul de transformé de fourrier pour avoir une image finale.

Le chapitre deux présente l'état de l'art de l'IRM parallèle. Avec les séquences d'imagerie classiques, le facteur limitant est en premier lieu la durée d'examen (15-60mn) suivant l'organe à explorer, de là l'idée de réduction de ligne acquise voit la lumière afin de diminuer le temps avec l'utilisation d'antenne composé de plusieurs éléments en réseau pour augmenter le rapport signal sur bruit par rapport à une antenne d'un seul élément. Le sous échantillonnage d'espace  $k$  provoque un repliement et toutes les approches que nous allons présenter se différencient essentiellement par la manière de remplir le plan de fourrier. différentes techniques d'accélération ont été proposé à partir de ce concept, elle peuvent être regroupées en deux catégories de procédés coexistant selon que les données sont traités avant la TF(domaine fréquentiel) ou après (domaine image).

La première approche étant SENSE qui consiste à provoquer volontairement un repliement de l'image puis à reconstruire l'image d'origine grâce à la connaissance de la sensibilité des éléments d'antennes, le repliement résulte du fait que l'objet imagé est plus grand que le champ de vue. Une autre approche telle que GRAPPA qui est basé sur le remplissage des lignes manquantes par des poids calculés à l'aide des lignes d'auto calibration mises au milieu de l'espace  $k$ , si le facteur de réduction est appliqué suivant les deux directions de phase et de fréquence on définira de nouvelles méthodes GRAPPA 2D et SENSE 2D plus évoluées et plus rapides que les méthodes 1D. Les méthodes de régularisation dite de Tikhonov peuvent être appliquées pour le problème inverse mal posé et le rendre bien posé. Au suivant c'est la méthode SPIRIT appliqué dans le domaine fréquentiel, elle est intéressante car elle utilise des trajectoires en spirale qui permettent d'atteindre un facteur de réduction plus élevé, la reconstruction est décrit comme un problème inverse régi par deux contraintes de cohérence l'une de calibration et l'autre de données. Enfin on va mettre en place la méthode la plus récente ESPIRIT, elle nécessite l'association des deux méthodes l'une basée sur les cartes de sensibilité (SENSE) et l'autre sur l'auto calibration (GRAPPA), les cartes de sensibilité sont obtenues à partir de la matrice d'autocalibration en passant par une décomposition en valeur singulière, ce qui favorise la reconstruction.

Dans le chapitre trois nous allons focaliser notre étude sur l'application des méthodes de reconstruction décrites auparavant telles que SENSE et GRAPPA. La qualité de l'image reconstruite sera évaluée par le calcul des paramètres de performances tels que le SNR, le NMSE et le MSSIM. Deux types d'images seront appliquées l'image fantôme et l'image réelle IRM. la méthode de régularisation de Tikhonov sera appliquée pour régulariser le problème mal posé. La courbe en L permettra de déterminer le paramètre de régularisation responsable à l'amélioration de la qualité de l'image reconstruite. La reconstruction SENSE

2D et GRAPPA 2D nécessitent le choix des paramètres optimaux d'entrée comme le nombre de lignes ACS, la taille de la fenêtre et le nombre d'itération pour SENSE 2D.

Dans le quatrième chapitre nous nous intéresserons à deux nouvelles approches développées et récentes dans le but d'améliorer la reconstruction dans un temps réduit ,pour SPIRIT, deux sortes d'image seront utilisées dans le but de déterminer les bons paramètres d'entrée qui offre meilleurs résultats et permettra d'améliorer GRAPPA, on va commencer par l'image fantôme et présenter les images reconstruites et les erreurs quadratiques afin de choisir le nombre d'itération et la taille de noyaux optimaux, par la suite on va appliquer l'image réelle et refaire les mêmes étapes pour améliorer la reconstruction ,puis on réalisera une étude comparative entre SPIRIT et GRAPPA avec différent facteur R .pour l'approche ESPIRIT on va calculer la décomposition en valeur singulière de la matrice d'autocalibration et présenter les valeurs propres ,les vecteur parallèles et perpendiculaire puis définir le seuil utilisé pour les valeurs propres en montrant l'erreur minimal, ensuite nous allons déterminer les cartes de sensibilités indispensable pour reconstruire l'image. On va aussi s'intéresser à une image de champ de vue réduit et voir l'effet de la reconstruction sur la qualité. Finalement nous allons passer par une étude comparative entre ESPIRIT, SENSE et GRAPPA en 1D puis en 2D.

## I.1. Introduction

Dans ce premier chapitre, nous présenterons un aperçu général sur l'appareillage d'un imageur IRM, le principe de la résonance magnétique nucléaire (RMN) et les séquences de base utilisées. Nous nous attacherons à présenter les notions les plus importantes, permettant de comprendre les différentes étapes de l'acquisition du signal IRM et de la formation d'une image.

## I.2. Appareillage et élément technique

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) est un examen complémentaire destiné à affiner le diagnostic. On l'utilise aussi pour la surveillance de patients à haut risque familial de développer un cancer du sein[1]. L'appareil d'IRM ressemble à un gros cylindre qui traverse un lit mobile (voir figure (1.1)) L'examen est indolore et sans danger. Les images obtenues en IRM proviennent de la mesure de signaux de résonance magnétique nucléaire (RMN). D'un point de vue physique, l'IRM est basée sur le phénomène bien connu de RMN qui a été observé indépendamment l'un de l'autre par Felix Bloch (université de Stanford) et Edward Purcell (université de Havard) en 1946[2].

La figure (1.1) représente le schéma des principaux systèmes utilisés en imagerie par résonance magnétique et quelques principes d'interconnexions.



**Figure (1.1) :** Appareil IRM

La figure (1.2) représente les éléments technique de l'IRM telle que l'aimant, les bobines de gradient, les bobines radiofréquence (RF)....

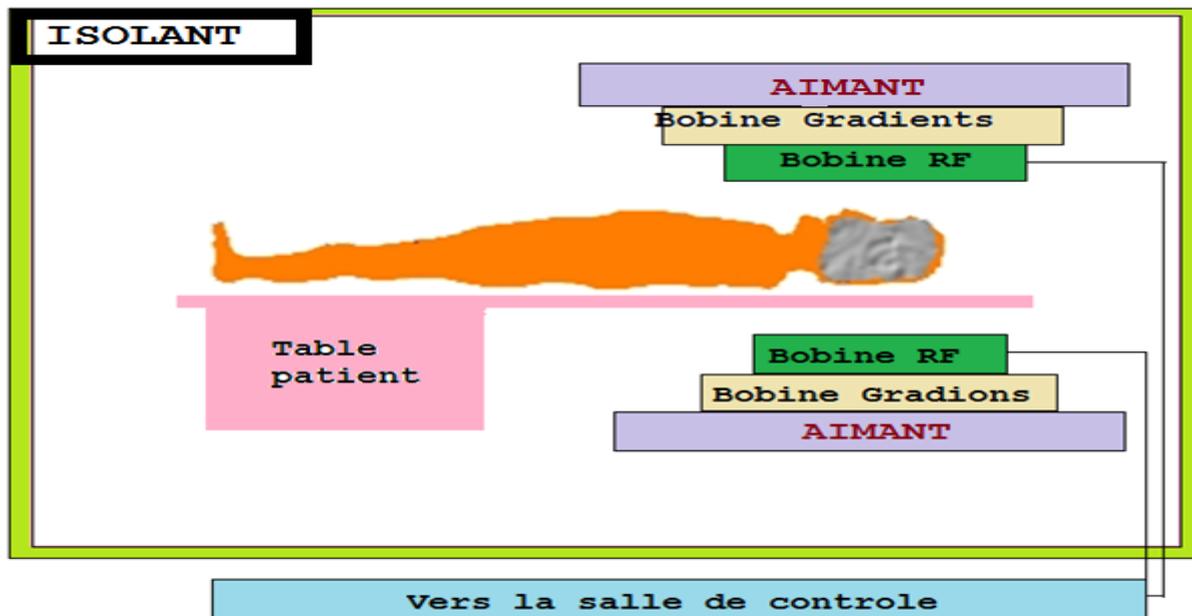


Figure (1.2) : élément technique de l'IRM

### I.2.1. Aimant

L'aimant est le composant le plus coûteux en imagerie par résonance magnétique. La spécification de l'aimant définissent la qualité du champ magnétique en termes de :

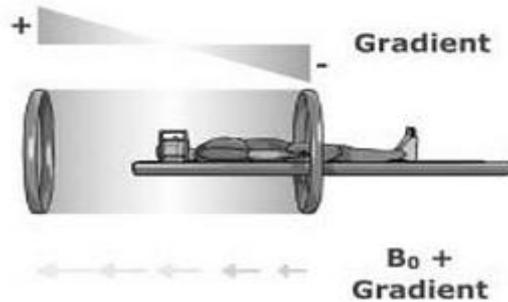
- Valeur du champ magnétique et stabilité [3].
- Type (résistif, supraconducteur, permanent).
- Caractéristiques physiques (poids, taille, champ de fuite) [4].
- Homogénéité [5].

Les aimants permanents sont limités à 0.4 T et les aimants résistifs (électro-aimants) à 1.5T, au-delà c'est le domaine des aimants supraconducteurs. En pratique hospitalière, les aimants utilisés en IRM créent des champs d'induction magnétique dont les valeurs varient de 1T à (3T) (1 Tesla= 10 000 Gauss) [6].

### I.2.2. Bobines de gradient

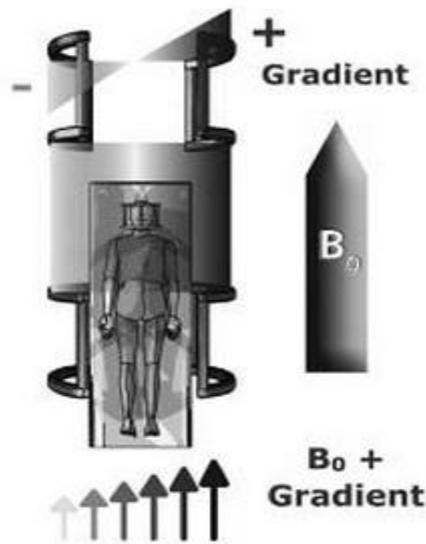
Les bobines de gradient produisent des gradients de champ magnétique  $B_0$ . On suppose un système de coordonnées standard, on suppose un gradient de champ  $B_0$  dans la direction Z. Le courant circulant dans les deux bobines en sens opposés (voir figure (1.3)), permet de créer un gradient de champ magnétique entre ces deux bobines [7]. Le champ B au centre de la

première bobine s'ajoute au champ  $B_0$  tandis que l'autre champ  $B$  de la deuxième bobine sera soustrait du champ  $B_0$ .



**Figure (1.3) :** variation de champ par gradient dans la direction Z [7]

Les gradients de champ  $B_0$  dans les directions X et Y sont créés par une paire de bobines. La bobine crée un gradient de champ  $B_0$  dans la direction X à cause de la direction du courant dans les bobines [8].



**Figure (1.4) :** variation de champ par gradient dans la direction X [7]

La bobines fournit un gradient de champ  $B_0$  similaire sur l'axe Y.

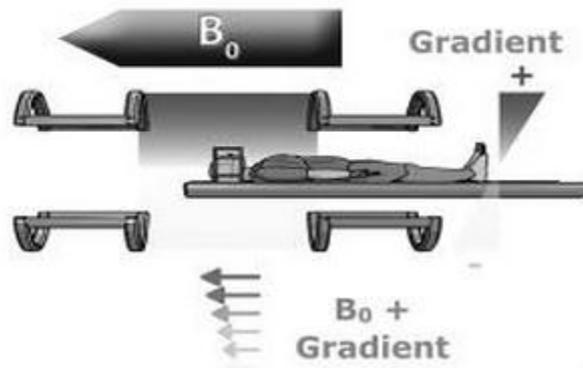


Figure (1.5) : Variation de champ par gradient dans la direction Y [7]

### I.2.3. Bobines radiofréquence (RF)

Les bobines RF créent le champ radiofréquence  $B_1$ , l'aimantation nette (décrite dans les sections suivantes) tourne dans une séquence d'impulsions. Les bobines RF détectent également l'aimantation transversale quand elle précesse dans le plan XY [9].

Les bobines RF peuvent être trouvées en trois grandes catégories [10] :

- 1) des bobines de transmission et de réception.
- 2) des bobines seulement de réception.
- 3) des bobines seulement de transmission.

Les bobines de transmission et de réception servent à émettre le champ  $B_1$  et à recevoir l'énergie RF dans l'objet imagé. Une bobine seulement d'émission est utilisé pour créer le champ  $B_1$  et une bobine seulement de réception est utilisé en conjonction avec elle pour détecter ou recevoir le signal de spins dans l'objet imagé [11].

Une bobine d'imagerie doit résonner, et stocker l'énergie efficace, à la fréquence de Larmor. Toutes les bobines d'imageries sont composées d'une inductance, ou d'un ensemble d'éléments inductifs, et d'un ensemble d'éléments capacitifs[12] . La fréquence de résonance  $\nu$ , d'une bobine RF est déterminée en fonction de l'inductance (L) et de la capacité (C) du circuit:

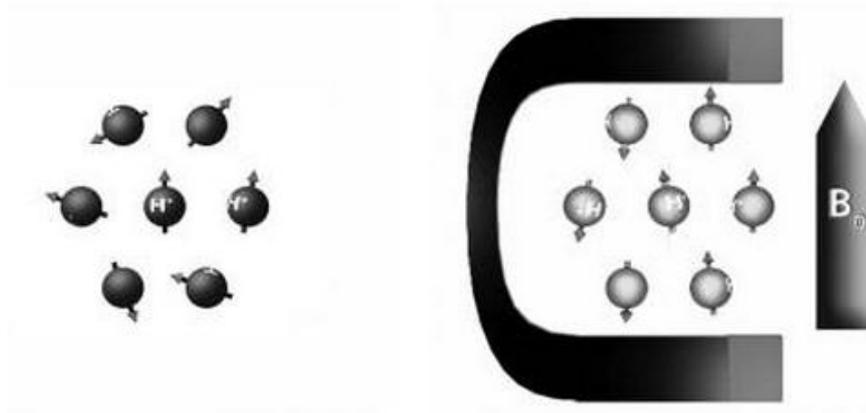
$$\nu = \frac{1}{2\pi\sqrt{LC}} \quad (1.1)$$

### I.3. Résonance Magnétique Nucléaire

Le noyau d'hydrogène, constitué d'un proton possède des propriétés magnétiques. On peut représenter le moment magnétique sous la forme d'un vecteur en rotation sur lui-même, ceci caractérise le spin du proton [13].

#### I.3.1. Spin nucléaire et moment Magnétique

A l'état de repos, les vecteurs ont une orientation aléatoire. La résultante magnétique de l'ensemble est donc nulle [14]. Soumis à un champ magnétique intense appelé  $B_0$  les spins s'orientent dans l'axe du champ, soit dans le même sens (parallèle) soit dans le sens contraire (antiparallèle) (voir Figure (1.6)).



**Figure (1.6) :** Représentation schématique du spin du proton et de l'orientation parallèle ou antiparallèle des spins dans un champ magnétique

#### I.3.2. Précession Fréquence de Larmor

Les spins ont un mouvement de rotation et décrivent un cône autour de l'axe de  $B_0$  : c'est le mouvement de précession. On peut apparenter le mouvement de précession au mouvement d'une toupie que bascule et reste en équilibre en rotation.

La vitesse de précession est proportionnelle à l'intensité du champ magnétique. On la caractérise par la fréquence de précession  $\omega_0$  (le nombre de rotation par seconde) :

$$\omega_0 = \gamma B_0 \quad (1.2)$$

Chaque spin a son propre moment lorsqu'il est soumis à un champ magnétique  $B_0$  l'aimantation transversale devient la somme de ces moments [2].

### I.3.3. Relaxation et ses paramètres T1 et T2

La relaxation correspond au retour à l'équilibre de l'aimantation tissulaire. Elle s'accompagne d'une émission d'énergie sous la forme d'onde RF qui constitue le signal enregistré en RMN. Elle se décompose en 2 phénomènes obéissant à des mécanismes très différents :

- La relaxation longitudinale qui correspond à la repousse de la composante longitudinale de l'aimantation.
- La relaxation transversale qui correspond à la chute de l'aimantation transversale.

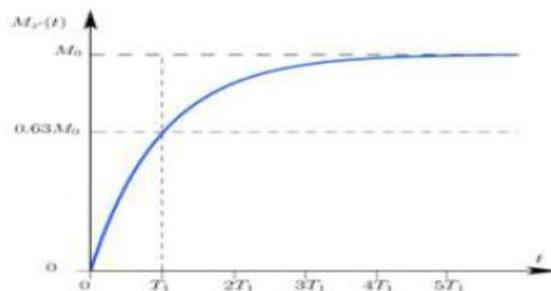
De ce fait, nous avons :

- Une composante longitudinale qui va croître vers sa valeur d'équilibre  $M_0$  de façon exponentielle :

$$M_z = M_0 (1 - e^{-t/T_1}) \quad (1.3)$$

Où  $T_1$  est appelé temps de relaxation *spin-réseau*.

A ( $t = T_1$ ) : 63%, de spin revient à sa position initiale (voir figure (1.7)) : caractérise la relaxation longitudinale d'un tissu. Celle-ci est d'autant plus rapide que le  $T_1$  est court.



**Figure (1.7) :** Relaxation longitudinale

- Une composante transversale qui va décroître vers sa valeur d'équilibre (la valeur nulle) de façon Exponentielle :

$$M_{xy} = M_0 e^{-t/T_2} \quad (1.4)$$

Où  $T_2$  est appelé temps de relaxation *spin-spin*.

A ( $t=T_2$ ) : 37% de spin (voir figure (1.8)), reviennent à leur position initiale: caractérise la relaxation transversale d'un tissu. Celle-ci est d'autant plus rapide que le  $T_2$  est court et d'autant plus lente que le  $T_2$  est long [15].

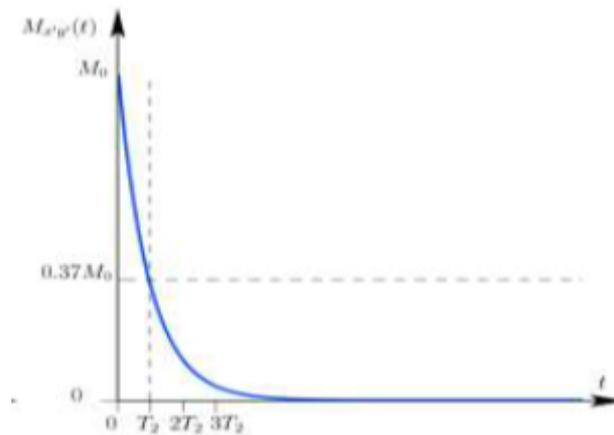


Figure (1.8) : Relaxation transversale  $T_2$

Le tissu du corps à explorer est donc caractérisé par le module  $M_0$  du moment magnétique à l'équilibre qui est proportionnel à la densité  $1/2$  des *spins*, ainsi que par les deux constantes  $T_1$  et  $T_2$ . Dans un tissu contenant par exemple des tumeurs, la quantité d'eau, et par suite le nombre des *spins*, va être inhomogène. Les réponses des différentes parties de ce tissu ne seront donc pas les mêmes. Cette différence peut être exploitée pour détecter ces zones inhomogènes éventuellement révélatrices d'une pathologie. Ainsi, sa détection permettra d'aider le médecin à décider si le tissu examiné est normal ou pas.

### I.3.4. Equation de Bloch

Les équations de Bloch représentent un ensemble d'équations différentielles couplées qui peut être utilisé pour décrire le comportement d'une vectrice aimantation dans n'importe quelles conditions [16].

#### I.3.4.1. Équilibre thermique

Lorsqu'un échantillon contenant des noyaux doués de moments magnétiques est plongé dans un champ magnétique uniforme et constant  $B_0 = B_0 k$  ( $k$  est le vecteur unitaire de la direction

Z), il acquiert une aimantation nucléaire M (moment magnétique par unité de volume). Aux températures habituelles, M est proportionnelle à  $B_0$  :

$$M = \chi B_0 = M_0 k = \chi B_0 k. \tag{1.5}$$

La susceptibilité  $\chi$  est, d'après la loi de Curie, inversement proportionnelle à la température.

L'échantillon acquiert aussi un moment cinétique nucléaire  $\Sigma$  proportionnel à M, soit

$$M = \gamma \Sigma \tag{1.6}$$

Une relation équivalente à :  $\omega_0 = \gamma B_0$  . (1.7)

**I.3.4.2. Mouvement libre**

Lorsque M n'est pas parallèle à  $B_0$ , elle est soumise à un couple

$$C = M \wedge B_0 \tag{1.8}$$

Sous l'effet de ce couple, le moment cinétique (et l'aimantation) évolue selon la loi classique

$$\frac{d\Sigma}{dt} = C \tag{1.9}$$

On a pris l'habitude de raisonner en termes d'aimantation, l'équation du mouvement

s'écrit donc :

$$\frac{dM}{dt} = \gamma M \wedge B_0 \tag{1.10}$$

Pour déterminer le mouvement de l'aimantation, il est commode d'introduire un trièdre

de référence dont l'axe  $Z^*$  coïncide avec l'axe Z du trièdre habituel et qui tourne à la vitesse angulaire  $\omega$  autour de lui , on note  $j^*$  et  $K^* = k$  les vecteurs unitaires du trièdre tournant [16].

Pour passer du trièdre fixe au trièdre mobile, on utilise la relation :

$$\frac{d}{dt} |_{fixe} = \frac{d}{dt} |_{mobile} + \omega \wedge \tag{1.11}$$

L'équation (1.11) devient :

$$\frac{dM}{dt} |_{mobile} = \gamma M \wedge (B_0 + \frac{\omega}{\gamma}) = \gamma M \wedge B_0 \quad (1.12)$$

Le vecteur de rotation  $\omega$  est porté par l'axe de rotation et sa longueur est égale à la vitesse angulaire. En d'autres termes, le mouvement de l'aimantation dans le trièdre tournant est le même que dans le trièdre fixe, à condition de remplacer le champ réel par un champ apparent.

$$B_a = \gamma M \wedge B_0 \quad (1.13)$$

Ce résultat est souvent désigné comme le théorème de Larmor. La vitesse  $\omega$  est jusqu'ici arbitraire. Si l'on choisit la valeur.

$$\omega_0 = -\gamma \|B_0\| = -\gamma B_0 \quad (1.14)$$

On s'aperçoit que M est immobile dans le trièdre tournant. L'aimantation subit donc, dans l'espace réel, un mouvement de rotation uniforme autour de Oz, appelé mouvement de précession.  $\omega_0$  est appelée pulsation de Larmor. Le rapport gyromagnétique de la plupart des noyaux est positif, si bien que la précession se fait dans le sens horaire. Le formalisme du trièdre tournant est universel dans les descriptions de la résonance magnétique [16].

### **I.3.4.3. Résonance**

Pour manipuler l'aimantation et obtenir une résonance, on superpose au champ statique  $B_0$  un champ variable, dépendant du temps. Le cas le plus fréquent est celui d'un champ de module constant  $B_1$  tournant à la vitesse  $\omega$  dans le plan xoy et appliqué pendant une durée  $\mathcal{T}$ . Le mouvement de l'aimantation s'étudie encore assez simplement en passant dans un référentiel tournant à la même vitesse angulaire que le champ  $B_1$ . Les conditions initiales sont supposées telles que l'axe  $ox^*$  est aligné avec  $B_1$ , qui s'écrit alors  $B_1 i^*$ .

Dans ce trièdre règne un champ constant, appelé champ effectif, résultant du champ apparent et du champ  $B_1$ , d'expression :

$$B_e = (B_0 + \frac{\omega}{\gamma}) k^* + B_1 i^* \quad (1.15)$$

L'équation du mouvement de l'aimantation dans le repère tournant prend la forme :

$$\frac{dM}{dt} = \gamma M \wedge B_e - \frac{1}{T_2} (M_{x^*} i^* + M_{y^*} j^* - \frac{(M_z + M_0) k}{T_1}) \quad (1.16)$$

Il est commode de raisonner uniquement en termes de pulsation. On pose donc

$$\Delta = \omega - \omega_0 \quad , \quad \omega_1 = \gamma B_1 \quad (1.17)$$

On peut maintenant projeter sur les axes mobiles pour obtenir le système d'équations,

Dites équations de Bloch :

$$\left[ \begin{array}{l} \frac{dM_{x^*}}{dt} = -\frac{M_{x^*}}{T_2} + \Delta M_{y^*} \quad (1.18) \\ \frac{dM_{y^*}}{dt} = -\Delta M_{x^*} - \omega_1 M_z - \frac{M_{y^*}}{T_2} \quad (1.19) \\ \frac{dM_z}{dt} = \omega_1 M_{y^*} - \frac{(M_z - M_{z0})}{T_1} \quad (1.20) \end{array} \right.$$

Il est traditionnel de poser  $u = M_{x^*}$  et  $v = M_{y^*}$ . Pour la simulation, il est commode de poser

$M_0 \equiv 1$ . détaille de nombreuses applications de ces équations dans le domaine de la physique atomique.

À la résonance,  $\Delta = 0$ , la vitesse angulaire du champ  $B_1$  est identique à la vitesse angulaire de la précession libre et le champ effectif se confond avec  $B_1$ . Dans le trièdre tournant, l'aimantation ne « voit » que  $B_1$ . En appliquant une nouvelle fois le théorème de Larmor, on déduit que l'aimantation tourne autour de  $Ox^*$  à la vitesse angulaire

$\omega_1 = \gamma B_1$  et s'écarte rapidement de sa position d'équilibre, ce qui constitue le phénomène de résonance.

Le mouvement réel de l'aimantation est donc la superposition de trois évolutions : la relaxation, une rotation par rapport aux axes mobiles (parfois appelée nutation) et une rotation par rapport aux axes fixes (précession).

Cette aimantation variable peut induire, dans une bobine proche de l'échantillon, une tension qui, convenablement amplifiée, décalée en fréquence et numérisée, constituera le signal de RMN. En pratique, ce sont les composantes  $M_x$  et  $M_y$  qui créent le signal utile.

**I.3.4.4. Relaxation**

Les noyaux ne sont pas isolés dans l'espace : ils sont au contraire portés par des molécules soumises à l'agitation thermique. On peut donc s'attendre à ce qu'une aimantation de module et d'orientation quelconque, évoluant spontanément, tende vers la valeur d'équilibre thermique, parallèle à Oz et de module prévu par la loi de Curie. On parle alors de relaxation. Le comportement de la composante « longitudinale », parallèle au champ magnétique, est décrit par la loi :

$$\frac{dM_z}{dt} = -\frac{(M_z - M_0)}{T_1} \tag{1.21}$$

Alors que les composantes « transversales », perpendiculaires au champ, se comportent comme :

$$\frac{dM_x}{dt} = -\frac{M_x}{T_2}, \quad \frac{dM_y}{dt} = -\frac{M_y}{T_2} \tag{1.21}$$

T1 et T2 sont deux constantes (dépendant des noyaux considérés et de l'échantillon) appelées respectivement temps de relaxation longitudinal et temps de relaxation transversal. On a toujours  $T_1 \geq T_2$ . Les formules précédentes laissent prévoir qu'une aimantation hors d'équilibre revient vers sa valeur d'équilibre thermique selon des lois exponentielles.

L'évolution réelle de l'aimantation en présence d'un champ magnétique est la superposition du mouvement d'ensemble dû au champ magnétique (évolution réversible) et de la relaxation (évolution irréversible). On traduit cela par l'équation différentielle

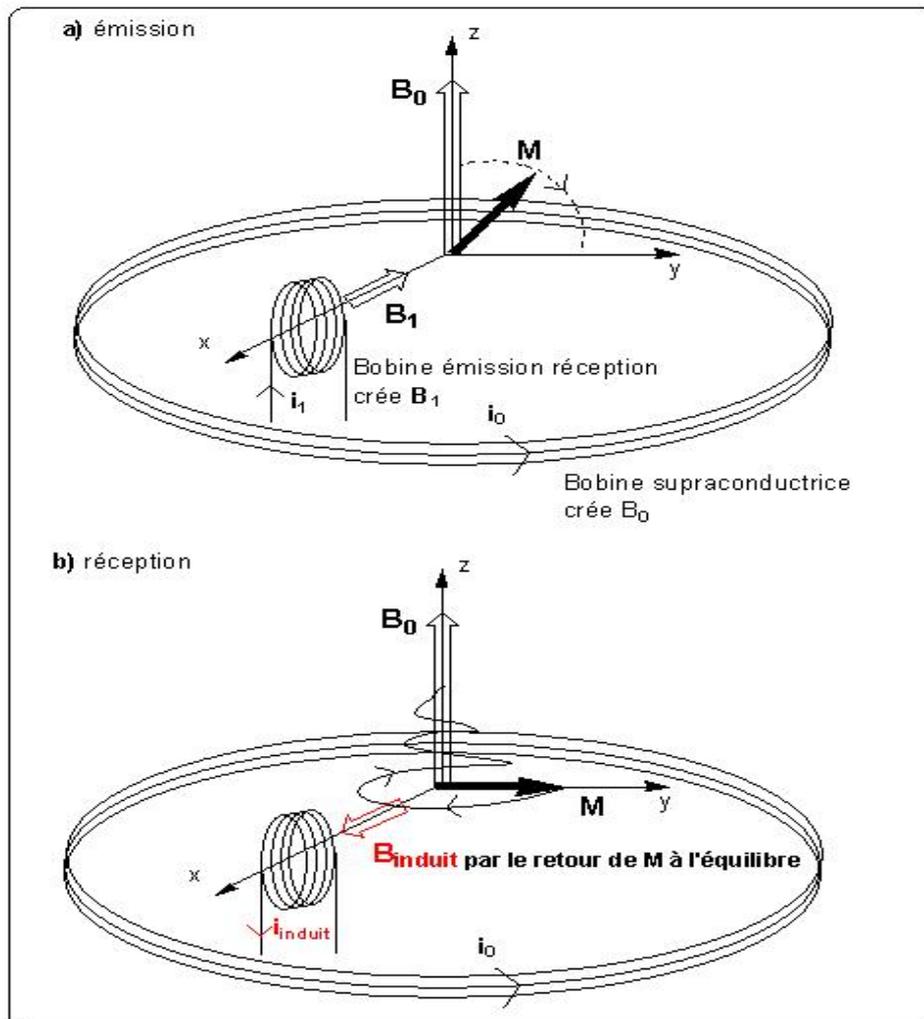
$$\frac{dM}{dt} = \gamma M \wedge B_0 - \frac{M_x i + M_y j}{T_2} - \frac{(M_z - M_0) k}{T_1} \tag{1.22}$$

On résout (1.22) encore commodément en passant dans le trièdre tournant, ce qui revient à remplacer le champ B0 par le champ apparent, lequel sera nul si la vitesse est bien choisie.

**I.4. signal RMN**

La mesure du signal RMN est étroitement liée au dispositif d'émission de l'impulsion. Le champ B1 est induit par la circulation d'un courant dans une bobine Figure (1.6). Lorsque l'on coupe l'impulsion B1 le système de spin retourne à l'équilibre en produisant un champ électromagnétique qui induit un courant dans cette même bobine Figure (1.6) elle sert donc à

la fois de système d'émission et de réception. Ce courant induit est le signal effectivement mesuré.



**Figure (1.9) :** Emission et réception du signal

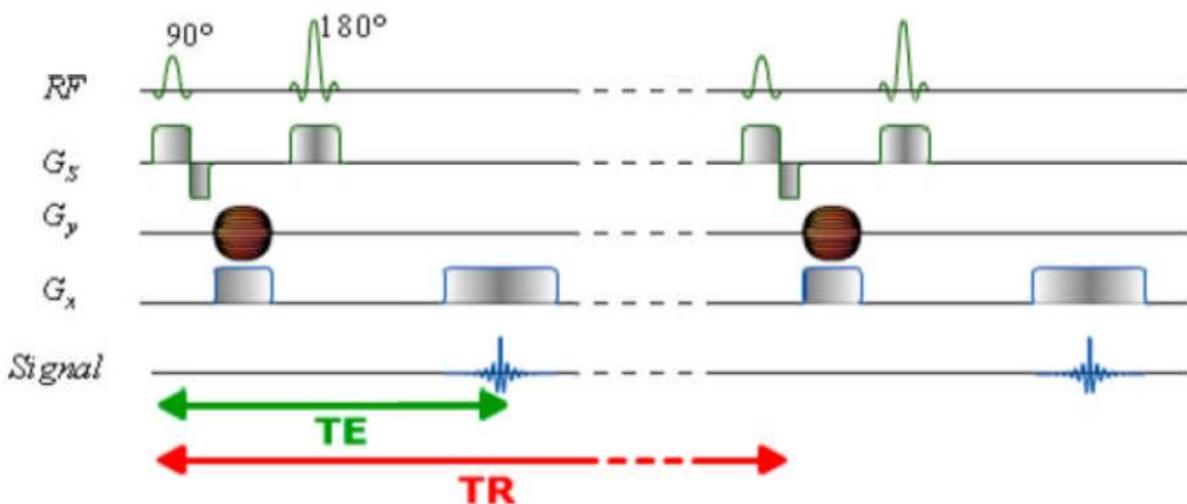
La courbe qui donne le courant induit en fonction du temps est appelée FID pour Free Induction Decay ou « signal de précession libre » en français. Son allure pour un système élémentaire (un proton isolé) est relativement simple : il s'agit d'une sinusoïde amortie exponentiellement. Mais elle se complique très vite avec le nombre de noyaux mis en jeu : on obtient alors une somme de sinusoïdes amorties de caractéristiques différentes et le FID devient ininterprétable (figure (1.9) b). Pour pouvoir exploiter la mesure il faut faire appel à une opération mathématique de traitement du signal : la transformée de Fourier [10].

## I.5. Séquence en IRM

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

### I.5.1. Séquence écho de spin

Après un délai  $TE/2$  suivant l'impulsion  $90^\circ$ , une impulsion  $180^\circ$  qui retourne les phases est appliquée. Toutes les aimantations se retrouvent alors à leur phase initiale et on observe un écho de signal. Le chronogramme de base de la séquence d'écho de spin est donné dans la Figure (1.10) [9].



**Figure (1.10) :** Chronogramme de la séquence écho de spin

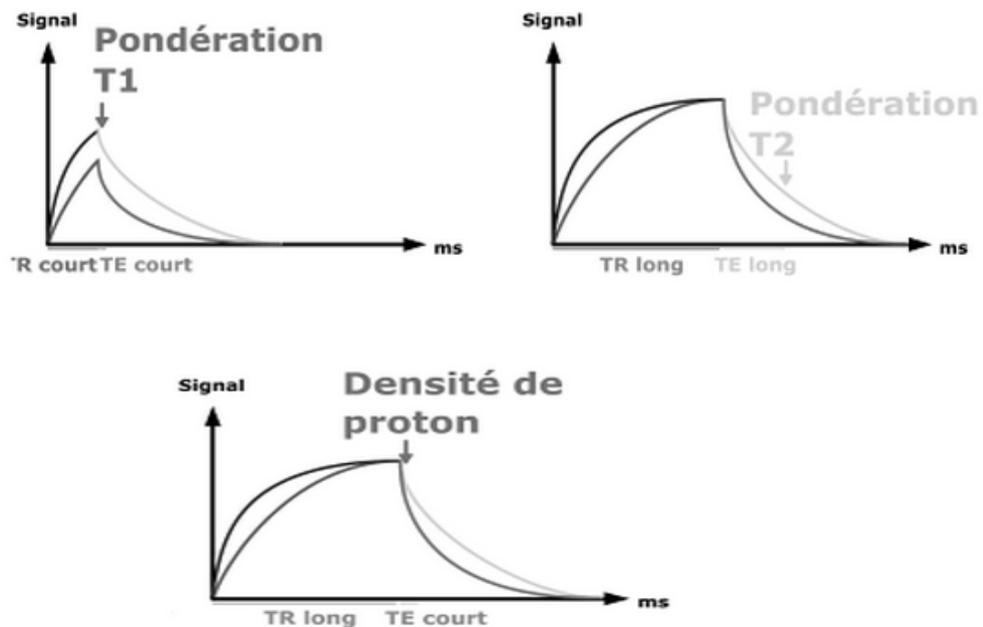
Le signal de la séquence écho de spin dépend des 3 paramètres du sujet  $M_0$ ,  $T_1$  et  $T_2$ , ainsi que des deux paramètres de séquence  $TE$  et  $TR$ . Cette séquence permet de fixer le contraste de l'image de façon directe par le choix des paramètres  $TE$  et  $TR$ .

$$S = M_0 \left(1 - \exp\left(-\frac{TR}{T_1}\right)\right) \cdot \exp\left(-\frac{TE}{T_2}\right) \quad (1.8)$$

- Le  $TR$  agit sur la pondération  $T_1$ , et plus il est long plus l'image est dépondérée en  $T_1$ .
- Le  $TE$  agit sur la pondération  $T_2$ , et plus il est court plus l'image est dépondérée en  $T_2$ .

Cela signifie que le choix de la pondération dépend du choix des paramètres TE et TR (voir Figure (1.11)) :

- Un TR court et un TE court donnent une image pondérée en T1.
- Un TR long et un TE long donnent une image pondérée en T2.
- Un TR long et un TE court pondèrent en densité de proton.

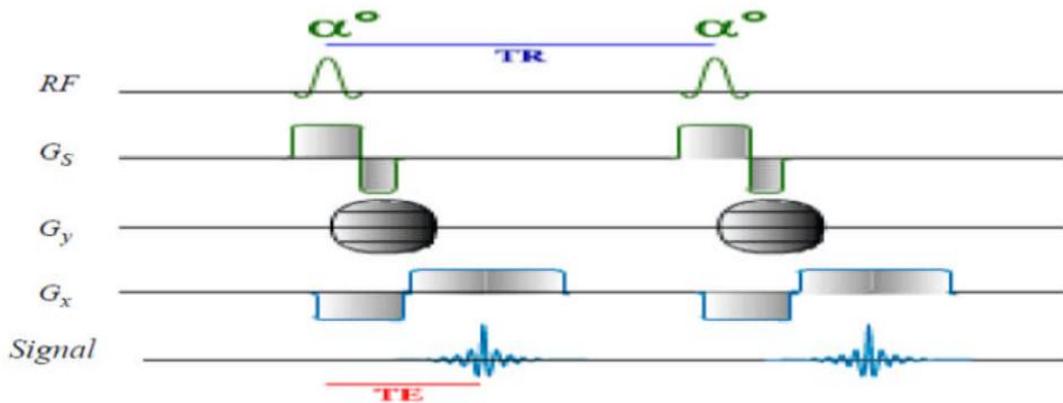


**Figure (1.11) :** Différentes pondérations du signal séquence Spin Echo en fonction du TR et du TE

## I.5.2. Séquence écho de gradient

Les séquences échos de gradient sont générées en appliquant des gradients de champ magnétique (Figure 1.12) après avoir excité les spins (en appliquant une impulsion inférieure à  $90^\circ$ ). 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 réphasés 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 [17].



**Figure (1.12) :** Chronogramme de la séquence écho de gradient

## I.6. Codage spatial du signal

L'imagerie par résonance magnétique est une technique d'imagerie qui est principalement utilisée pour construire des images à partir du signal RMN venant des atomes d'hydrogène. 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 :  $G_x$ ,  $G_y$  et  $G_z$  sont appliqués le long d'axes x, y et z respectivement.

### I.6.1. Sélection de coupe

Le gradient de sélection de coupe permet de sélectionner, à l'intérieur d'un volume, un plan de coupe perpendiculaire à la direction d'application du gradient. En l'absence de gradient, tous les protons du sujet (volume) situés à l'intérieur de l'aimant précessent avec une fréquence angulaire :  $\omega_0 = \gamma B_0$  (fréquence de Larmor)[18].

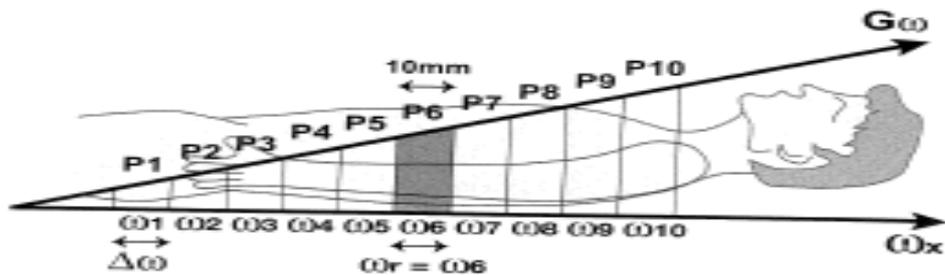


Figure (1.13) : Sélection d'un plan de coupe

La Figure (1.13) représente l'application d'un gradient  $G$  selon l'axe  $Z$ . La fréquence angulaire croit de  $\omega_1$  à  $\omega_{10}$  par plans ( $P_1$  à  $P_{10}$ ) perpendiculaires à la direction du gradient. Si  $\omega_r = \omega_6$  seul les protons de  $P_6$  sont à la condition de résonance et vont basculer de  $90^\circ$  et donc contribuer à la formation du signal RMN. On sélectionne ainsi le plan de coupe  $P_6$  d'épaisseur 10mm.

### I.6.2. Application du codage de phase et fréquence en IRM

L'image IRM peut être réalisée :

- en sélectionnant un numéro de ligne du plan au moyen d'un gradient utilisant les variations linéaires de phase comme montre la figure (1.14). Ce gradient est appelé gradient de préparation ou gradient de codage de phase.

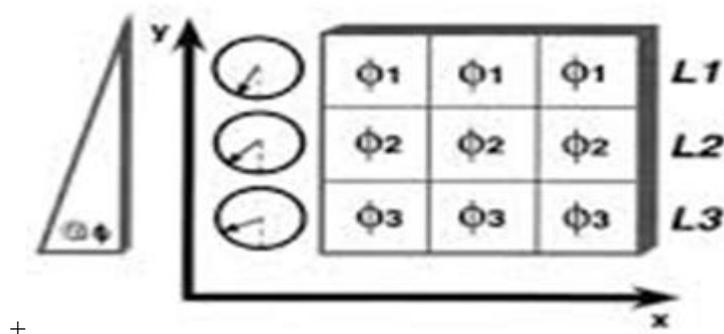
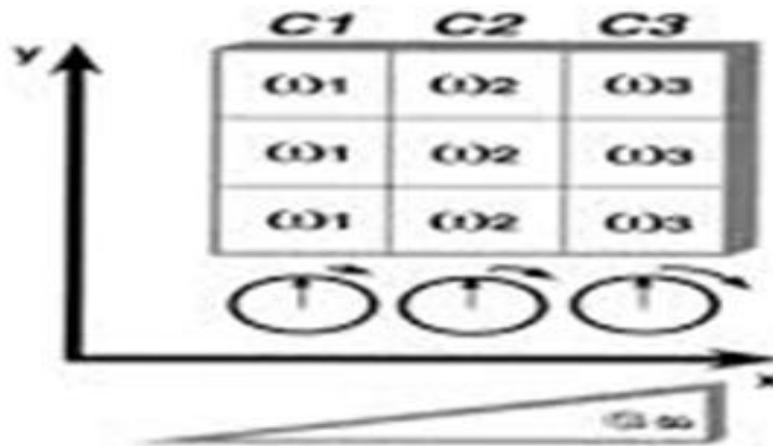


Figure (1.14) : Application gradient de codage de phase

L'application gradient de codage de phase  $G_\phi$  (ou  $G_y$ ) selon l'axe  $y$ , va permettre le codage par la phase :  $\phi_1 - \phi_2 - \phi_3$  dans chacune des lignes L1-L2-L3. A l'arrêt de l'application de  $G_\phi$ , les

protons précessent tous à la fréquence angulaire  $\omega_0$ , mais conservent leur décalage en phase que l'on utilisera par la suite.

- et en sélectionnant un numéro de colonne de la ligne par un gradient de codage de fréquence comme montre la figure (1.15). Ce gradient est appelé gradient de lecture ou gradient de codage de fréquence.



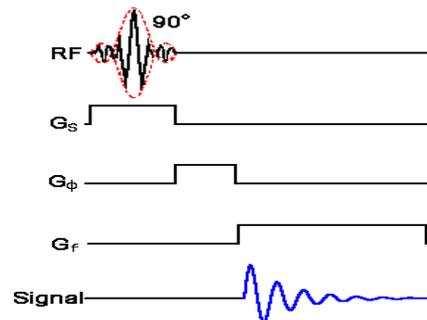
**Figure (1.15) :** Application gradient de codage de fréquence

La figure (1.15) représente l'application gradient de codage de fréquence  $G_\omega$  (ou  $G_x$ ) selon l'axe X va accroître la fréquence de précession des protons ( $\omega_1 - \omega_2 - \omega_3$ ) dans chacune des colonnes C1-C2-C3. On doit coder les protons par la fréquence durant l'application de  $G_\omega$ . donc il faut appliquer  $G_\omega$  lors du recueil ou lecture du signal RMN.

Le codage par phase et par fréquence va permettre de replacer les protons dans leurs lignes et colonnes respectives [19].

## I.7. Reconstruction de l'image

Le diagramme temporel d'une séquence d'imagerie possède des entrées et une sortie. Les entrées sont représentées par : une impulsion RF, des gradients de champ magnétique : Une impulsion de gradient de sélection de coupe, une impulsion de gradient de codage de phase, une impulsion de gradient de codage de fréquence, et la sortie représente le signal temporel enregistré. Chaque ligne de la matrice reconstruite enregistre un signal RMN.



**Figure (1.16) :** Diagramme temporel

L'obtention de l'image dépend de la position des spins, nous appliquons la transformée de Fourier au signal FID.

## I.7.1. Facteur de qualité d'image en IRM

Qualité d'image dépend d'un grand nombre de paramètres dont certains (liés à l'appareillage) sont indépendants de l'opération par contre sont directement accessibles lors de la programmation de la séquence.

## I.7.2. Critères de la qualité d'image

La qualité d'image est difficile à apprécier objectivement. Néanmoins certaines mesures physiques permettent de l'évaluer :

### I.7.2.1. Rapport signal sur bruit ( $S/B$ )

Le rapport signal sur bruit est certainement le facteur qui conditionne la qualité de l'image de résonance magnétique. Il influencera le contraste et la résolution spatiale : le problème posé à l'opération est celui de la recherche du meilleur rapport ( $S/B$ ) avec meilleure résolution spatiale.

- le rapport ( $S/B$ ) est relativement faible. Il est obtenu par la mesure du courant induit dans l'antenne réceptrice.

- Il dépend de : temps de relaxation T1 et T2, densité protonique, TR, TE,...

Le bruit est l'ensemble des signaux indésirables qui dégradent la formation de l'image. Il provient :

-du système électronique de traitement du signal, des mouvements moléculaires des artéfacts.

### I.7.2.2. Contraste

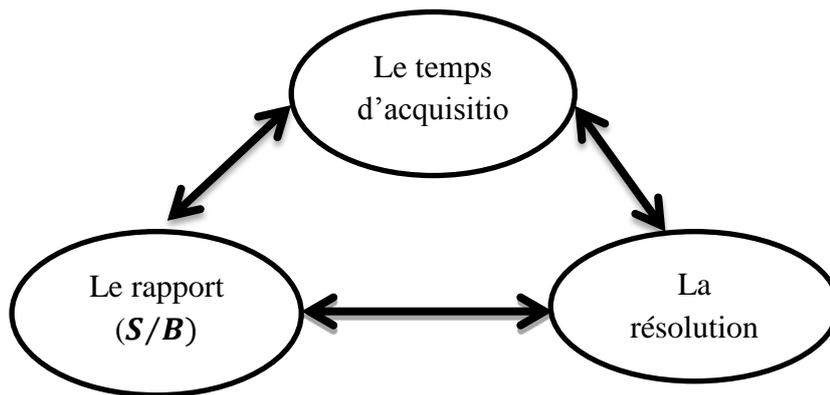
D'autre critère de qualité d'image, le contraste ( $C$ ) c'est la variation de l'intensité de signal entre deux structures adjacentes. Le contraste dépend de paramètres intrinsèques aux tissus : temps de relaxation  $T1$  et  $T2$ , densité protonique,  $TR$ ,  $TE$ ,...

### I.7.2.3. Résolution spatiale

La résolution spatiale permet de déterminer la dimension du plus petit volume observable. Dans la pratique, elle dépend directement du volume du voxel égal à la taille du pixel multipliée par l'épaisseur de coupe (volume du voxel =  $d_x \cdot d_y \cdot E_c$ ). C'est à dire dimension en X. dimension en Y. l'épaisseur de coupe) [20].

La taille de pixel est contrôlée par la taille du champ de vue (FOV) et par la matrice : La résolution spatiale augmente avec la matrice pour un champ donné, et à matrice équivalente lorsque le champ diminue. La résolution spatiale augmente également lorsque l'épaisseur de coupe diminue.

Il s'agit du problème qui se pose constamment à l'opérateur en IRM : la recherche du meilleur compromis entre le rapport ( $S/B$ ), le contraste et la résolution spatiale [7].



**Figure (1.17) :** Influence réciproque entre le rapport ( $S/B$ ), le temps d'acquisition et la résolution spatiale.

## I.8. Conclusion

Ce chapitre a représenté les notions de base concernant le principe physique permettant de générer un signal FID et l'encodage spatial de ce signal. Les images IRM étant très fiables aux yeux des médecins, certains spécialistes cherchent toujours à améliorer et à mieux comprendre cette technique d'imagerie. Pour cela, le prochain chapitre sera consacré sur un type particulier d'IRM à savoir l'IRM parallèle qui est basé sur le même principe que l'IRM classique mais utilise plusieurs antennes.

**II.1. Introduction**

L'Imagerie par Résonance Magnétique parallèle (IRMp), est une amélioration de la technique d'IRM classique, vise à réduire la durée d'un examen dans le but de limiter le temps d'exposition du patient à l'environnement IRM et de limiter l'effet des mouvements indésirables tout en autorisant le même niveau de diagnostic. L'IRM parallèle permet d'améliorer la résolution des images (spatiale, temporelle,...) à durée constante d'examen. A travers ce chapitre, nous allons détailler le principe de cette technique, nous parlerons de quelques techniques de reconstructions à savoir les méthodes SENSE et GRAPPA (1D) par la suite des modifications sont introduites afin de les améliorer pour avoir ce qu'on appelle SENSE 2D et GRAPPA 2D. En fin, on va parler de deux autres méthodes récente et plus développées, ce sont les méthodes SPIRiT et ESPIRiT. Il s'agit des méthodes de reconstruction d'auto calibration bobine par bobine [21].

**II.2. Principe de l'IRM parallèle**

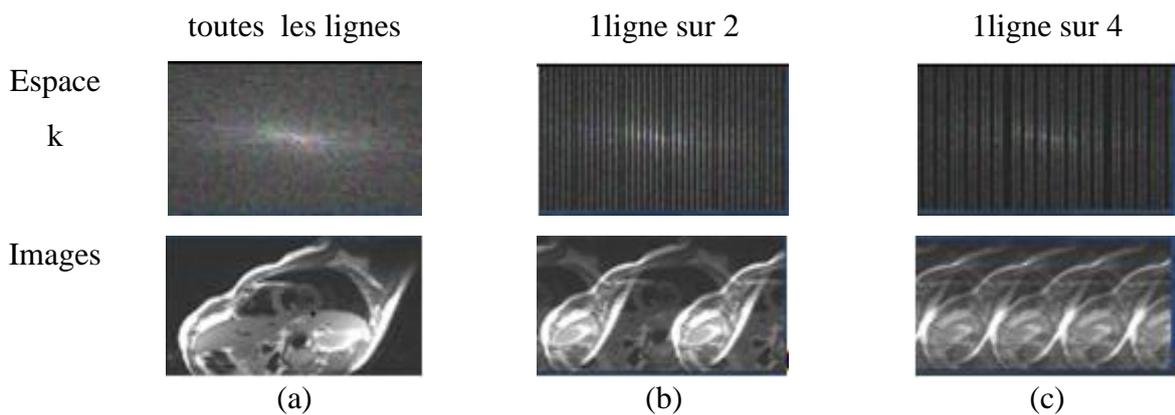
Les images résultantes en imagerie parallèle bénéficient de l'utilisation d'antenne de surface composée de plusieurs éléments en réseau qui, grâce à leur géométrie et leur nombre, augmentent le SNR par rapport à une antenne composée d'un seul élément, par la limitation du volume exploré et du bruit détecté [22]. Cette technique, particulièrement utilisée en IRM cardiaque et vasculaire, est basée sur le principe de la réduction du nombre d'étapes de codage de phase aboutissant à un signal sous-échantillonné, source de repliement. A partir des informations spatiales issues des profils de sensibilité de chaque élément ou après pondérations différentes de ces derniers (calibration), des algorithmes de reconstruction sont appliqués soit dans le domaine de l'image (SENSE), soit dans le domaine fréquentiel (GRAPPA) [23]. Ils permettent respectivement un « dépliement » de l'image ou un remplissage des lignes de l'espace k manquantes. Cette technique diminue significativement le temps d'acquisition, proportionnellement à la racine carrée du facteur d'accélération appliqué. Ceci peut être mis à profit pour la réduction des artefacts de mouvements, la réalisation d'imagerie dynamique ou encore si l'on garde un temps constant, une amélioration de la résolution spatiale par une augmentation des étapes d'encodage de phase. Les inconvénients sont une diminution relative du SNR et la possibilité d'artefacts de reconstruction, nécessitant notamment un placement parfait du sujet et une bonne détermination du FOV initial. Les artefacts potentiels lors de séquences d'imagerie parallèle

sont des artéfacts sous la forme de lignes centrales, s'expliquant par un défaut d'acquisition de lignes supplémentaires et le repliement [24].

**II.3. Acquisition et sous échantillonnage de l'espace k des antennes**

L'espace k est l'espace contenant les fréquences spatiales issues du signal obtenues par les étapes d'encodage de phase et fréquence. Il est lié à l'image par la transformation de Fourier. Diverses opérations peuvent être entreprises pour remplir partiellement l'espace k, dont le but est une réduction du temps d'acquisition [25].

Dans l'IRM parallèle les données acquises dépendent de sous -échantillonnage dans la direction de codage de phase [11], la figure (2.1) (a) correspond à un espace de fourrier complet, la figure (2.1) (b) correspond à un espace de fourrier sous échantillonné d'un facteur de réduction R égal à 2 et la Figure (2.1) (c) correspond à un espace de fourrier sous échantillonné d'un R égale à 4. Des artéfacts de repliement sont introduits suite à une transformation de fourrier inverse, le champ de vue est réduit d'un facteur de 1/R [26].



**Figure (2.1) : Sous échantillonnage et repliement**

**II.3.1. Estimation de la carte de sensibilité**

Les cartes de sensibilité réelles des antennes ne sont pas connues mais il est possible de les estimer. Cette estimation nommée C1 est obtenue en divisant les images de chaque antenne du réseau de bobines S1 par une image uniforme S .cette image est soit acquise à l'aide d'une antenne corps entier ou bien calculée à partir de la somme des carrés de toutes les antennes de l'image [27].

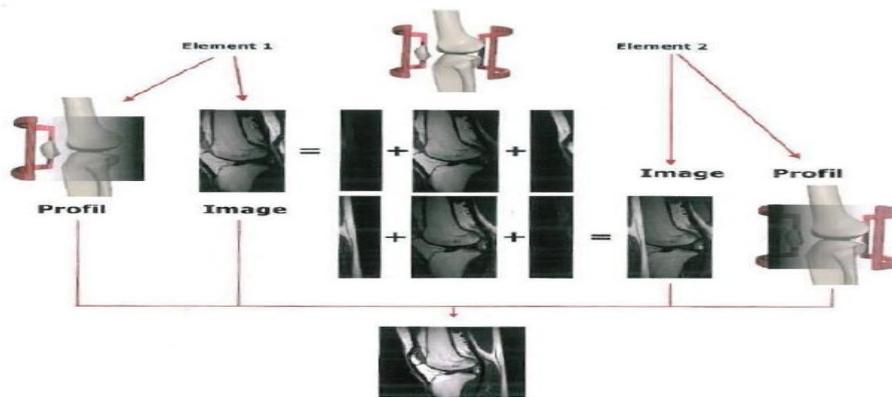
$$S(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^L |S1(x, y)|^2} \tag{2.1}$$

La méthode SENSE utilise les cartes de sensibilité pour la reconstruction, elle est définie comme suit :

$$C1(x, y) = \frac{S1(x,y)}{S(x,y)} \tag{2.2}$$

**II.3.2. Acquisition parallèle reconstruites dans le domaine image**

La méthode d'acquisition la plus connue dans le domaine image est la méthode SENSE (Sensitive Encoding) développée par l'université de ZURICH en 1981. Le principe consiste à provoquer, volontairement, un repliement de l'image, puis à reconstituer l'image d'origine grâce à la connaissance de la sensibilité des éléments d'antennes disposés en réseau placé voir la figure (2.2). L'approche peut être différente si on met en œuvre des éléments d'antenne en réseau dont on connaît les profils de sensibilité.



**Figure (2.2) :** Principes de la reconstruction de l'image avec l'algorithme SENSE

En sous-échantillonnant l'espace k, chaque élément d'antenne renvoie une image avec un repliement. En raison de leurs différences de profils de sensibilités, les images des différents éléments ne présentent pas les mêmes artefacts de repliements. Par exemple, avec deux images repliées et deux profils de sensibilités différents, on peut reconstituer à posteriori l'image dépliée du champ de vue complet. Des profils de sensibilité sont établis pour chaque élément d'antenne dont la zone spatiale couverte est systématiquement cartographiée. Le codage spatial dans la direction du gradient de codage de phase est sous échantillonné, afin de gagner du temps (ce qui équivaut à réduire le champ de vue exploré).



La Figure (2.4) représente un exemple de reconstruction SENSE avec 8 antennes, chaque antenne produit une image repliée. On n'acquière qu'une ligne de phase sur deux dans l'espace  $k$ , le facteur déterminant la réduction du nombre de lignes du plan de fourrier, qui est à l'origine du repliement s'appelle facteur d'accélération  $R$ . Pour augmenter ce facteur et encore réduire le temps, on peut diminuer les lignes acquises, ce qui augmente les artéfacts de repliements. Avant une acquisition de type SENSE il faut donc faire une mesure préalable permettant de construire pour chaque élément d'antenne une carte de sensibilité. La contrepartie de la diminution du temps avec les séquences SENSE est la perte en rapport signal sur bruit. une combinaison entre les cartes de sensibilités calculées avant avec les résultats des antennes ( images repliées) pour reconstruire une image dépliée en augmentant le rapport signal sur bruit dans un temps d'acquisition réduit.

Le signal recueilli lors d'une expérience IRMp est décrit par :

$$I_c(k) = \iint c(r) \rho(r) e^{j2\pi k r} d^2r \quad (2.3)$$

Où  $r = (x, y)$  et  $k = (k_x, k_y)$ . On note  $I_c(k)$  le signal acquis par l'antenne,  $c(r)$  est la sensibilité de l'antenne,  $\rho(r)$  les images repliées. Les données acquises dépendent de la sensibilité de chacune des antennes. Chaque antenne ayant une sensibilité différente, les données acquises par une antenne sont différentes des autres tout en étant complémentaires.

#### **II.4. Reconstruction SENSE**

En effet, l'utilisation d'un champ de vue FOV réduit permet de diminuer le temps d'acquisition par réduction du nombre de pas de codage de phase. Au niveau du plan de fourrier la mise en place d'un FOV consiste à remplir moins de lignes du plan de fourrier et à augmenter leur espacement c'est-à-dire augmenter la différence d'amplitude  $\Delta k_y$  entre deux applications du gradient de phase. Si l'objet imagé est plus grand que le champ de vue, la conséquence sera le repliement de l'objet comme montré dans la Figure (2.5). Ainsi si on passe d'une matrice  $256f \times 256p$  (fréquence, phase) à une matrice  $256f \times 128p$ , on acquiert qu'une ligne sur deux du plan de fourrier (la différence d'amplitude  $\Delta k_y$  est doublé) la dimension du FOV est divisée par deux dans la direction  $y$  : l'image est acquise deux fois plus vite mais présente un repliement.

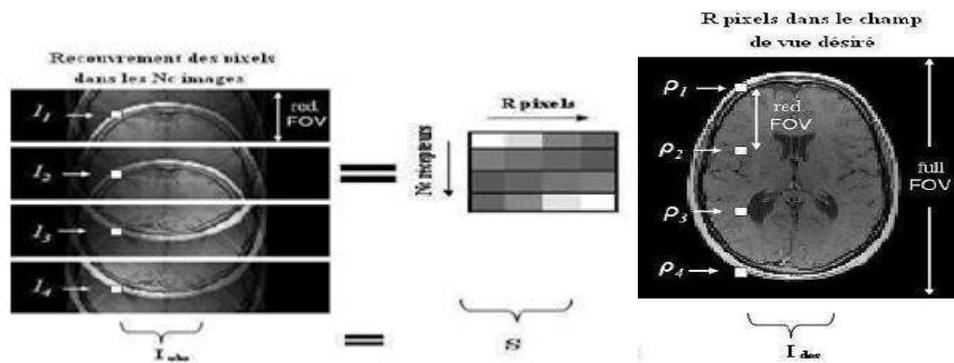


Figure (2.5) : Reconstruction SENSE

Le signal observé  $I_{obs}(m, n)$  en un point  $(m, n)$  au niveau du capteur  $c$  prend des valeurs complexes et correspond à la contribution des  $R$  valeurs de l'intensité désirée (inconnue)  $I_{des}$  prises sur des lignes décalées de  $M/R$  pixels pondérées par les coefficients de sensibilité spatiale  $S_c$  :

$$I_{obs,c}(m, n) = S_c(m, n)I_{des}(m, n) + S_c\left(m + \frac{M}{R}, n\right)I_{des}\left(m + \frac{M}{R}, n\right) + \dots + S_c\left(m + \frac{(R-1)M}{R}, n\right)I_{des}\left(m + \frac{(R-1)M}{R}, n\right) \quad (2.4)$$

Désignons par  $M$  le nombre de lignes de l'image du champ de vue complet et  $R$  le facteur de réduction sur les lignes. L'équation (2.4) suppose que chaque voxel de la coupe à explorer est balayé par l'antenne  $c$ . Ceci nous amène à penser que les différentes antennes balayent des zones totalement différentes complémentaires. Par conséquent, les cartes de sensibilité sont représentées par des masques binaires indiquant les régions où l'antenne peut capter du signal. Mais en pratique, les antennes ne sont pas si précises et elles captent des fractions du signal hors de leurs zones idéales de balayage. Les cartes de sensibilité réelles contiennent donc des valeurs continues comme indiqué dans la Figure (2.3).

Soit  $I_{obs}$  le signal observé en un point  $(m,n)$  au niveau des antennes ,il prend des valeurs complexes correspond à la contribution des  $R$  valeurs de l'intensité désirée  $S$  prise sur des lignes décalées de  $M/R$  pixels pondérées par les coefficients de sensibilité spatiale . En tenant compte de toutes les antennes  $c = 1, \dots, N_c$ , on obtient :

$$\begin{pmatrix} I_{obs,1}(m, n) \\ I_{obs,2}(m, n) \\ \vdots \\ I_{obs,Nc}(m, n) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} S_1(m, n) & S_1(m + \frac{M}{R}, n) & \dots & S_1(m + \frac{(R-1)M}{R}, n) \\ S_2(m, n) & S_2(m + \frac{M}{R}, n) & \dots & S_2(m + \frac{(R-1)M}{R}, n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{Nc}(m, n) & S_{Nc}(m + \frac{M}{R}, n) & \dots & S_{Nc}(m + \frac{(R-1)M}{R}, n) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I_{des}(m, n) \\ I_{des}(m + \frac{M}{R}, n) \\ \vdots \\ I_{des}(m + \frac{(R-1)M}{R}, n) \end{pmatrix} \quad (2.5)$$

En notation matricielle l'équation (2.5) précédente devient :

$$I_{obs}(m, n) = S(m, n)I_{des}(m, n) \quad (2.6)$$

Dans toute la suite, l'indice (m, n) permettra de repérer le vecteur Ides et le vecteur Iobs de taille Nc. Notons que ces deux vecteurs seront définis en tout point (m, n) de l'image désirée.

### II.5. Problème inverse

On appelle problème direct le calcul de mesure sur les capteurs à partir de la source (patient), cela consiste à modéliser les signaux d'une source. Le calcul du problème direct consiste à quantifier la contribution d'une ou de plusieurs source de mesures, le problème direct possède toujours une seule et unique solution [28].

Transformer les signaux mesurés en modalité d'imagerie nécessite la résolution du problème inverse. Il consiste à reconstruire une distribution de source ayant pu donner naissance aux mesures observés. La non unicité de telle distribution pointe une grande différence entre le problème inverse et le problème direct. La résolution de ce genre de problème consiste en général à minimiser un critère mesurant l'écart entre les images obtenues à travers les signaux et ce qui a effectivement mesuré. Ce problème est mal posé au sens de Hadamard et peut avoir une infinité de solution.

#### II.5.1. Problème mal posé

Etant donné un opérateur A, le problème inverse consiste à résoudre  $Ax=b$  ou b donné est dit bien posé quand il vérifie les conditions suivantes :

- Pour tout b, il existe une solution x au problème.
- Pour tout b, la solution x est unique.
- x dépend continuellement de b.

Dans notre application  $x$  est la source que l'on cherche à reconstruire et  $b$  sont les mesures des signaux. sa résolution mis en place ce que l'on appelle une régularisation [29].

### II.5.2. Régularisation de Tikhonov

La régularisation de Tikhonov est la méthode de régularisation la plus utilisée pour la résolution des problèmes qui ne sont pas bien posée ainsi que pour les problèmes inverse Elle a été imaginée par le mathématicien russe Andreï Nikolaïevitch Tikhonov [29]. L'approche classique pour résoudre un système d'équations linéaires surdéterminées exprimées par

$$Ax=b \quad (2.7)$$

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

$$\|Ax-b\|^2 \quad (2.8)$$

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

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

$$\|Ax-b\|^2 + \|\Gamma x\|^2 \quad (2.9)$$

La « matrice de Tikhonov » doit être judicieusement choisie pour le problème considéré.  $x$  est le vecteur que l'on cherche à exprimer.  $x$  est souvent une approximation discrétisée d'une fonction continue [29]. Dans de nombreux cas, la matrice  $\Gamma$  est la Matrice identité  $\Gamma=I$ , ce qui favorise les solutions dont les normes sont petites. Dans d'autres cas des opérateurs passe-bas, par exemple un Opérateur de différence ou un opérateur de Fourier pondéré peut être utilisé pour éliminer les variations rapides de la fonction lorsque l'on a de bonnes raisons de croire que le vecteur  $x$  est l'approximation d'une fonction continue. Cette régularisation améliore le conditionnement du problème, permettant ainsi de trouver une solution numérique.

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

$$\hat{x} = (A^T A + \Gamma^T \Gamma)^{-1} A^T b \quad (2.10)$$

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

Généralement, l'image de régularisation  $I_{\text{reg}(m,n)}$  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 [30]. 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. La régularisation se base sur le choix de  $\lambda$ , qui reste ici un paramètre à ajuster de façon heuristique, ainsi que sur le choix de l'image de régularisation. Ces choix sont très importants pour avoir une bonne régularisation.

## **II.6. SENSE 2D**

La méthode SENSE 2D a été utilisée pour réduire le codage dans les deux directions d'encodage de phase et l'encodage de fréquence. Les avantages de l'utilisation de SENSE 2D sont démontrés dans la réduction de temps ainsi que l'amélioration de la qualité d'image en ajoutant des lignes d'auto calibration au centre d'espace  $k$  ce qui permet un remplissage et récupération des données. 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 d'encodage de phase, ainsi que les champs de vue. Le facteur de réduction  $R$  dans le domaine 2D est défini par Facteur de sous échantonnage nominal  $R : (2*2), (4*4) \dots \text{etc.}$

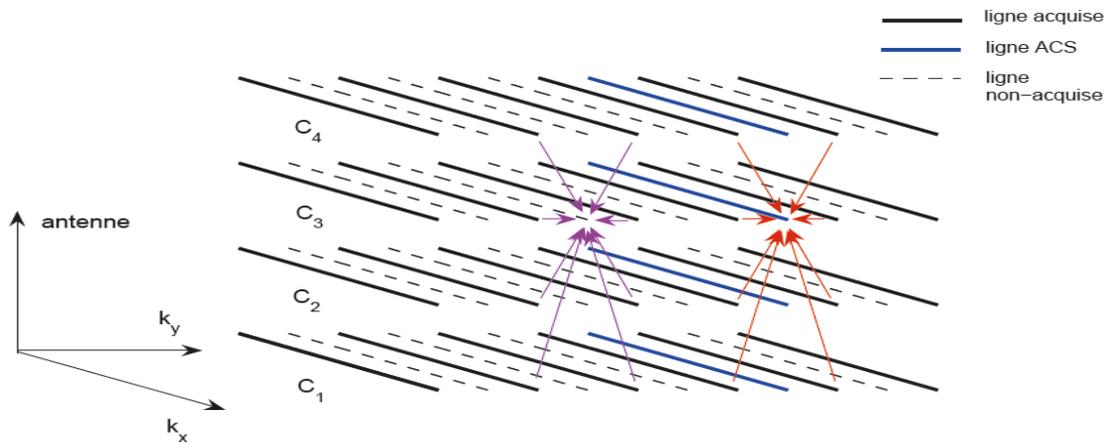
## **II.7. Reconstruction GRAPPA**

Le concept de GRAPPA (GeneRalized Autocalibrating Partially Parallel Acquisitions) a été introduit par Griswold en 2002 comme une vue plus générale de VD-AUTO-SMASH et donne une meilleure qualité globale de l'image due à l'amélioration de la suppression de l'artefact [31]. La méthode GRAPPA ne requiert aucune combinaison entre les signaux d'auto calibration ACS acquis à l'aide des différents canaux de réception.

### **II.7.1. Reconstruction d'espace $k$**

La reconstruction d'un seul élément d'espace  $k$  manquant dans une bobine est basée sur plusieurs blocs de données de l'espace  $k$  de tous les canaux. Un bloc est défini comme un élément acquis suivie par  $(R-1)$  entrées manquantes dans la même colonne de l'image reconstruite. 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 (2.6) Dans ce cas, une régression du signal ACS (ligne de codage de phase représentée en bleu) acquis avec un

seul canal de réception (canal numéro 3 dans l'exemple présenté) est effectuée en utilisant les lignes de codage de phase adjacentes ( $N_{\text{blocs}}$ ).



**Figure (2.6) :** 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.

Pour estimer une ligne manquante on prend en considération les valeurs des lignes acquis voisins ainsi que l'information provenant d'autres bobines [32]. 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 :

$$S_I^{acs}(K_{y+m} \cdot \Delta K_y) = \sum_{k=1}^{Nc} W_{IK}^{(m)} S_k(K_y) \quad (2.11)$$

Où  $S_I^{acs}(K_{y+m} \cdot \Delta K_y)$  représente le signal ACS acquis à l'aide du canal de réception d'indice  $I$  variant de 1 à  $Nc$ .  $Nc$  Représente le nombre total des bobines.  $W$  : les coefficients de remplissage et  $S_k$  les signaux mesurés simultanément. L'utilisation de plus d'un bloc pour la reconstruction permet d'incorporer plus d'informations dans chaque ligne reconstruite, ce qui améliore sensiblement le remplissage. Théoriquement, il est même possible de faire usage de tous les blocs acquis. Pratiquement, seulement quelques blocs (généralement de quatre à huit) à proximité des lignes manquantes correspondantes sont utilisés afin de réduire les calculs, mais ceci conduit à des résultats plus raisonnables [33].

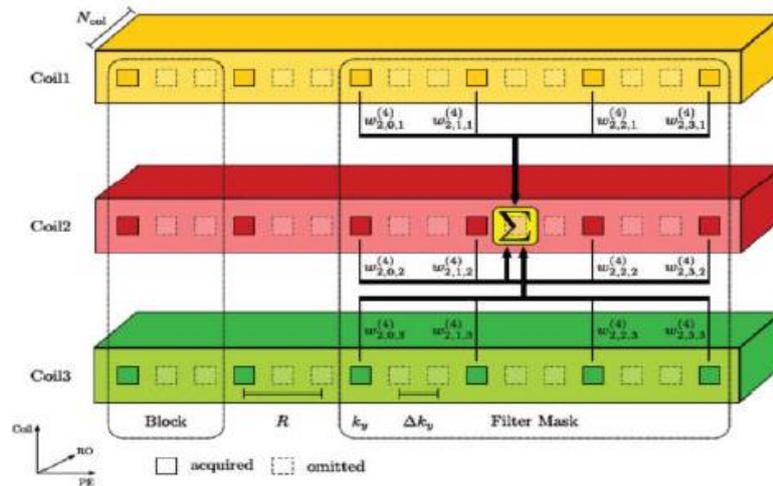


Figure (2.7) : Schéma de reconstruction GRAPPA

Dans ce cas on a pris 3 bobines dans la direction de codage de phase on considère une ligne acquise et deux autres non acquises ce qui forme un bloc. La correspondance entre les lignes acquises et lignes non acquises permet d'estimer un point manquant, on considère ici les deux blocs adjacents. Théoriquement on peut y aller jusqu'à 8 blocs mais pratiquement 4 blocs maximum sont utilisés. Si nombre de bloc augmente la résolution augmente [34].

### II.7.2. Autocalibration

L'étape d'auto calibration utilise la technique des moindres carrés pour calculer les coefficients de remplissage nécessaire à la reconstruction GRAPPA. le centre de l'espace \$k\$ est échantillonné au taux de Nyquist, alors que le taux d'échantillonnage d'espace \$k\$ est réduit par le facteur d'accélération \$R\$. Les lignes ACS acquises dans la région centrale sont utilisés pour estimer les poids bobines contenant l'informations de la sensibilité des bobines[35]. Les entrées ACS sont connues et les poids \$w\$ sont inconnus comme montré dans l'équation (2.12). La relation (2.11) peut s'écrire sous forme matricielle :

$$S_{acs}^{(m)} = W^{(m)} \cdot S \tag{2.12}$$

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  $m \cdot \Delta ky$  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  $k_x$ .

La fenêtre coulissante parcourt tous les points, utilise les lignes d'auto calibrations et les lignes acquises pour calculer les poids  $W$  puis faire un remplissage dans le domaine fréquentielle dans le champ de vue complet [36].

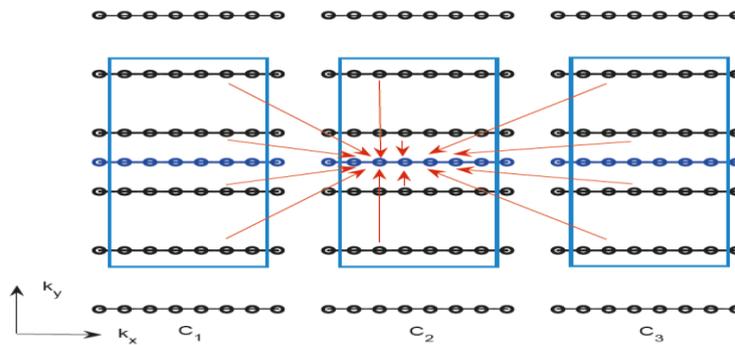


Figure (2.8) : Reconstruction GRAPPA avec une fenêtre coulissante dans la direction de codage de lecture  $N_x = 6$

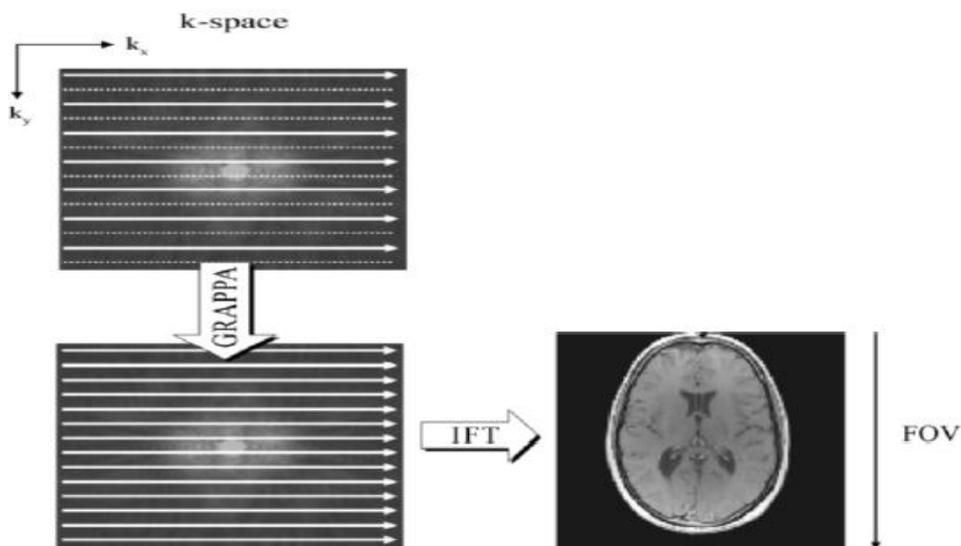


Figure (2.9) : Reconstruction de l'image dans l'espace  $k$  par la méthode GRAPPA

### II.8. Reconstruction GRAPPA 2D

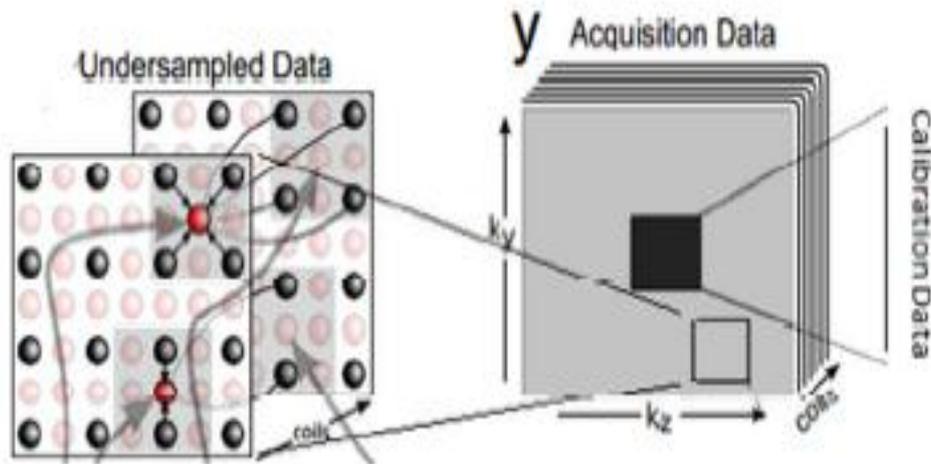
La rapidité d'acquisition est l'une des caractéristiques les plus importantes dans le domaine d'IRM, c'est pour ça la reconstruction GRAPPA 2D est apparue pour diminuer la durée d'examen encore plus en faisant l'échantillonnage dans l'espace k suivant les deux directions d'encodage de phase [37].

La reconstruction GRAPPA peut être considérée comme un problème d'interpolation de différente translation dans l'espace k. C'est une méthode d'auto calibration reconstruite bobine par bobine. Dans l'algorithme GRAPPA 2D en basant sur le facteur de réduction appliqué dans les deux directions, une valeur non acquise (représenté en rouge dans la Figure (2.7) dans l'espace k de la i-ièmes 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. La valeur de  $x_i(r)$  est donné par:

$$X_i(r) = \sum_j g *_{rji}(\tilde{R}_r x_i) \quad (2.13)$$

Avec  $g$ : est un ensemble de vecteur de poids obtenus par calibration avec un mode d'échantillonnage particulier autour de la position  $r$ . Et  $g$  \*son conjugué pour chaque espace k non acquis dans toutes les bobines et toutes les positions. La résolution de l'équation (2.13) 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 les noyaux de calibration utilisé dans l'équation (2.13)) sont obtenues par calibration à partir d'une région d'espace k acquise entièrement au centre de ce dernier (voir figure (2.7)).



**Figure (2.10) :** Reconstruction du GRAPPA 2D 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. La Figure (2.10) 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 quatre pixels de l'espace dans la figure (2.10) la fenêtre en noir représente la matrice des lignes d'auto calibration prises au centre de l'espace  $k$ . La correspondance de cette dernière avec les lignes acquises déterminent les poids. On remarque clairement que l'échantillonnage se fait selon  $Y$  et  $Z$  et on a un point acquis suivi par autre non acquis. les poids sont calculés en initialisant une fenêtre parcourant tout l'espace.

## II.9. Reconstruction SPIRiT

En s'inspirant de la reconstruction GRAPPA, la méthode SPIRiT (Itérative Self-consistent Parallel Imaging Reconstruction) est 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: cohérences de calibration, et cohérences des données. Nous formulons ces contraintes comme des ensembles d'équations linéaires [37].

**II.9.1. Cohérence de calibration**

GRAPPA traditionnelle impose la cohérence de calibration seulement entre les points synthétisés et les points acquis dans leurs voisins associés [38]. L'approche SPIRiT vise à élargir la notion de cohérence par l'application de la cohérence entre chaque point de la grille,  $x_i(r)$ , et l'ensemble de ses points voisins à travers toutes les bobines. Il est important de souligner que la notion, de l'ensemble de ses points voisins, comprend tous les points de l'espace  $k$  près de  $x_i(r)$  dans toutes les bobines si elles ont été acquises ou non. L'équation de cohérence pour toutes les positions de l'espace  $k$  est donné par :

$$X_i(r) = \sum_j g *_{ji}(\tilde{R}_r x_i) \tag{2.14}$$

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

$$x = Gx \tag{2.15}$$

Où  $x$  est l'ensemble des données de la grille de l'espace  $k$  pour toutes les bobines et  $G$  la matrice contenant les  $g_i$  dans les positions appropriés [39]. En effet, la matrice  $G$  est une série d'opérateurs de convolution qui convolue l'ensemble d'espace  $k$  avec les noyaux de calibration appropriées.

$$x_i = \sum_j g_{ij} \otimes x_j \tag{2.16}$$

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

**II.9.2. Cohérence des données**

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

$$y = Dx \tag{2.17}$$

Avec :  $y$  est le vecteur des données acquises à partir de toutes les bobines,  $D$  est un opérateur linéaire qui relie l'espace  $k$  reconstruit,  $x$  aux données acquise.

Cette formulation est très générale dans le sens où  $x$  sont toujours les données de l'espace  $k$  cartésien, cependant  $y$  peuvent être les données acquises avec un mode d'échantillonnage d'espace  $k$  arbitraire [40]. 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.9.3. Formulation des contraintes d'optimisation**

Les équations (2.17) et (2.19) décrivent les contraintes de cohérences de calibration et d'acquisitions comme un ensemble d'équations linéaires permettant la reconstruction. Cependant, due aux bruits et aux erreurs de calibration, ces équations peuvent être résolue qu'approximativement. Lustig et al [41] ont proposé une solution d'optimisation au problème de la reconstruction donné par :

minimise  $\|(G-I)x\|^2$

$$\|Dx-y\|^2 \leq \epsilon \tag{2.18}$$

L'équation (2.18) peut être reformulée sous la forme Lagrangien sans contrainte :

$$\underset{x}{\operatorname{argmin}} \|Dx - y\|^2 + \lambda(\epsilon) \|(G - I)x\|^2 \tag{2.19}$$

Le paramètre  $\epsilon$  est introduit comme un moyen de contrôler la cohérence et  $\lambda$  le paramètre de régularisation.

En général, l'optimisation dans les équations (2.18) et (2.19) peuvent souvent être résolus efficacement par des méthodes itératives de descente ou l'algorithme de gradient conjugué qui est beaucoup plus efficace, ils sont basé sur un calcul rapide du gradient de la fonction :

$$\nabla_x (\|Dx - y\|^2 + \lambda(\epsilon) \|(G - I)x\|^2) = 2D^*(Dx - y) + \lambda 2(G - I)x \tag{2.20}$$

L'opérateur  $G$  et  $D$  et leur conjugués  $G^*$  et  $D^*$  peuvent être calculées très rapidement et l'algorithme itérative avec un pas  $\mu$  serait calculer à chaque itération comme suit:

$$x_{n+1} = x_n - \mu [D^*(Dx - y) + \lambda (G - I)^* (G - I)x] \tag{2.21}$$

En théorie, l'équation (2.19) est la solution pour le cas non cartésien. Cependant, le succès pratique de la reconstruction dépend de la façon dont les opérateurs  $G$  et  $D$  se rapprochent des données réelles, et à quelle vitesse ils peuvent être calculés dans la pratique.

**II.10. Reconstruction ESPIRiT**

La méthode de reconstruction ESPIRiT (Eigenvalue Itérative Self-consistent Parallel Imaging Reconstruction) a été introduite par Lustig en 2013 [42], elle nécessite l'association de deux méthodes, une méthode basée sur les cartes de sensibilité comme la méthode SENSE et l'autre basé sur l'auto calibration comme la méthode GRAPPA. la récupération d'un échantillon manquant dans la  $i$ ème bobines à une position non acquise  $r$  est donné par :

$$x_i(r) = (P_r R_r y)^T g_{ri} \tag{2.22}$$

Où  $g$  sont les poids de reconstruction,  $P_r R_r y$  est un vecteur contient seulement les positions acquises voisines autour de la position  $r$ . Pour obtenir les poids, l'équation est réécrite en utilisant les lignes de calibration :

$$y_i^{AC} = A P y_r^T g_{ri} \tag{2.23}$$

Avec  $y_i^{AC}$  les données de calibration.

Les lignes d'auto calibration sont une région entièrement acquise, dans le centre de l'espace  $k$ . il est nécessaire de construire une matrice de calibration  $A$  où ces lignes sont des petites fenêtres qui se chevauchent dans l'espace  $k$  comme montré dans la figure (2.11).

**II.10.1. 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):

$$A = U \Sigma V^H \tag{2.24}$$

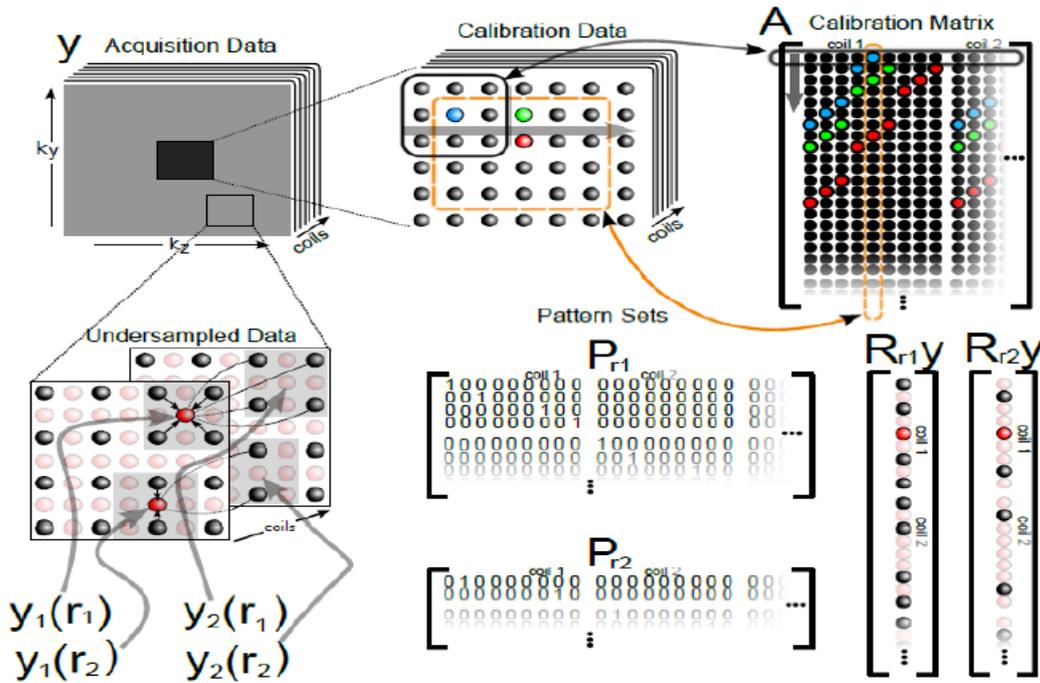


Figure (2.11) : L'organisation des données, d'indexation et les opérateurs qui sont utilisés

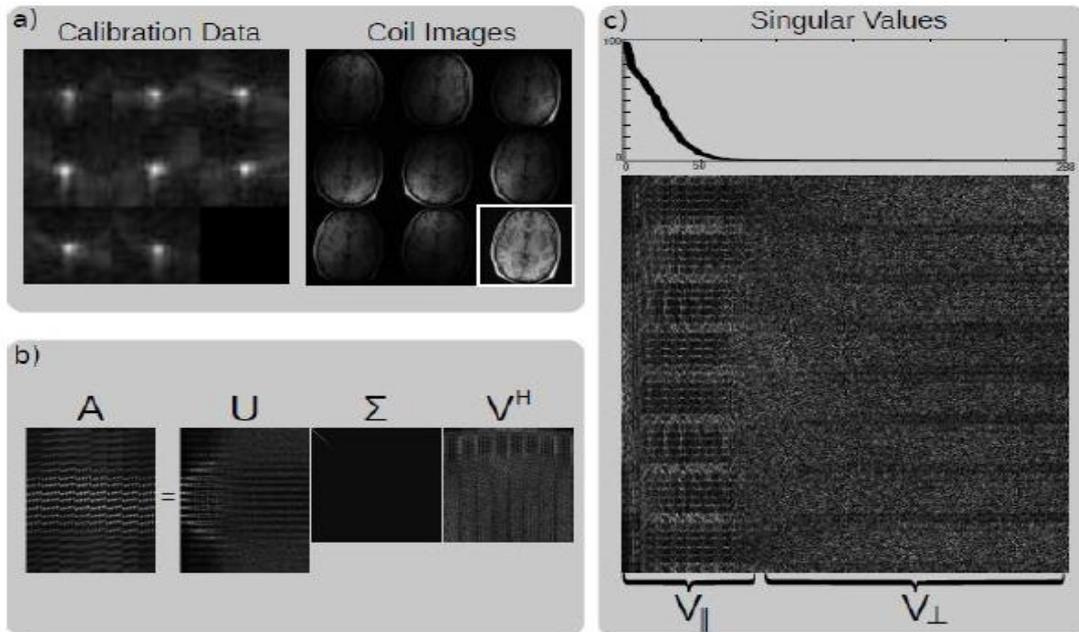
La figure (2.11) en haut représente la matrice de calibration  $A$  réalisée en faisant glisser une fenêtre à travers les données de calibration. Les lignes de  $A$  sont des blocs qui se chevauchent de l'espace  $k$  à partir des données de calibration. Les colonnes de la matrice  $V$  dans la SVD sont une base de ligne de  $A$ , et par conséquent une base de tous les blocs qui se chevauchent dans les données de calibration [43]. Nous pouvons séparer  $V$  en  $V_{\perp}$  perpendiculaire qui représente l'espace nul de  $A$  et  $V_{\parallel}$  qui représente l'information.

$A$  est obtenue en glissant une fenêtre sur les données  $AC$ . Par conséquent, l'une des colonnes de  $A$  est  $y_i^{AC}$  ceci est illustré sur la figure (2.11) où la zone de calibration marquée par un carré orange en pointillé est utilisée pour reconstruire la 5<sup>ème</sup> colonne de  $A$ . On peut écrire ceci comme suit

$A e_i = y_i^{AC}$  ou  $e_i$  est un vecteur égale à 1 dans la position appropriée qui choisit les données de la  $i$ ème bobine, et 0 ailleurs donc l'équation (2.24) peut être écrite comme suit :

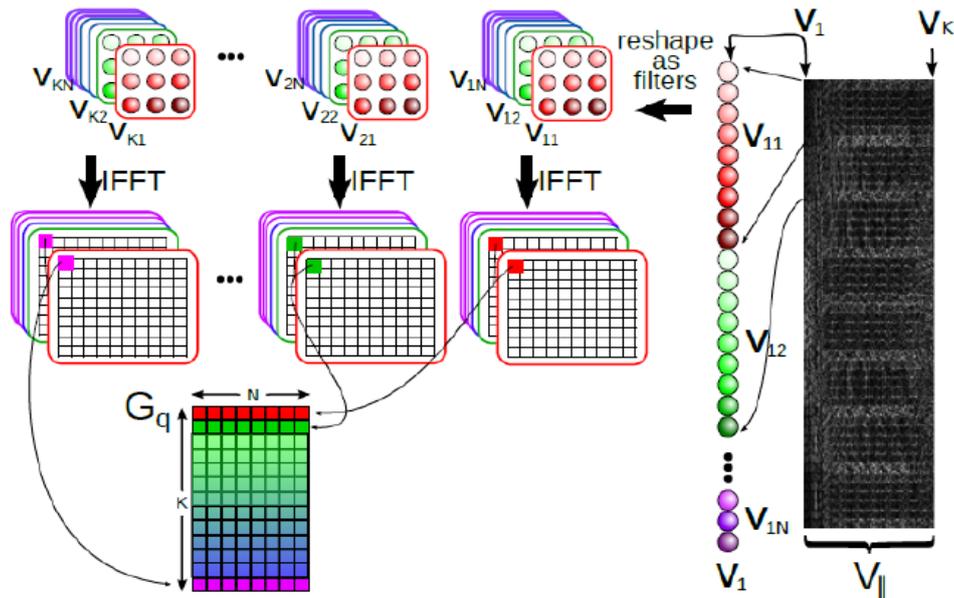
$$\begin{aligned}
 0 &= A P y_r^T g_{ri} - y_i^{AC} \\
 &= A P y_r^T g_{ri} - A e_i \\
 &= A ( P y_r^T g_{ri} - e_i )
 \end{aligned} \tag{2.25}$$

Cela signifie que  $P y_r^T g_{ri}$  sont des vecteurs d'espace nulle de la matrice de calibration.



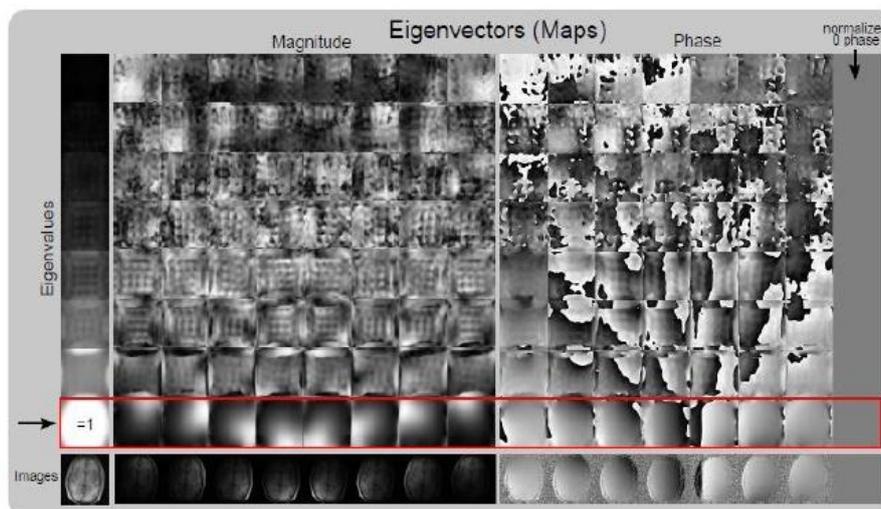
**Figure (2.12) :** Décomposition en valeurs singulière (SVD) de la matrice de calibration

La figure (2.12.a) représente l'amplitude des données de calibration dans l'espace k et les images bobines huit canaux du cerveau. La figure (2.12.b) représente la décomposition en valeurs singulière (SVD) de la matrice A. Les valeurs singulières sont ordonnées par amplitude et apparaissent sur la diagonale de  $\Sigma$ . La figure (2.12.c) représente un zoom de la matrice V de la SVD et le tracé des valeurs singulières montre que la matrice de calibration a un espace nul [44]. Le signal de l'espace k a un support en  $V_{||}$  et aucun en  $V_{\perp}$ .



**Figure (2.13) :** Construction des matrices  $G$  : moyen efficace pour calculer les valeurs et les vecteurs propres

Chaque vecteur de base de  $V_{||}$  dans l'espace  $k$  est remodelé en noyaux de convolution, on a donc un chemin inverse, le vecteur de  $V_{||}$  devient une fenêtre sur laquelle on effectue la transformé de fourrier inverse pour obtenir de nouveau des lignes qui forment la matrice  $G$ .



**Figure (2.14) :** Cartes de sensibilité dans le domaine image à l'aide d'une décomposition en valeurs propres

La figure (2.14) montre les valeurs et les vecteurs propres dans le domaine image. la colonne à gauche représente les valeurs propres en augmentant l'amplitude de haut vers le bas, ces valeurs « =1 » dans des positions où il y'a le signal. Les vecteurs propres correspondants aux valeurs propres « =1 » représentent les cartes de sensibilité.

**II.10.2. Implémentation en 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 [19].

Au lieu d'utiliser un seul ensemble de carte de sensibilité, on est étendue à une reconstruction ESPIRiT, qui utilise un modèle basé sur multiples de composants de l'image et de multiples ensembles de cartes de sensibilités, Une solution des moindres carrés donne alors plusieurs images (composants d'image) à la fois [45]. 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 puis les combiner dans une étape post-processing similaire à GRAPPA.

**II.11. Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons passé en revue les principales méthodes de reconstruction utilisant le domaine image tel que la méthode SENSE et le domaine fréquentiel tel que les méthodes GRAPPA et SPIRiT, la combinaison des deux résulte la méthode ESPIRiT. Ces techniques sont adoptées pour améliorer la qualité d'image et réduire le temps d'acquisition. Le prochain chapitre sera basé sur l'application de l'algorithme de reconstruction GRAPPA et SENSE et l'étude de leurs paramètres performances.

### III.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous allons présenter une description des résultats obtenus par l'approche de la reconstruction SENSE et GRAPPA qui étaient décrites dans le chapitre précédent. Des graphiques présentent l'évolution des paramètres SNR, NMSE et MSSIM en fonction du facteur d'accélération R ont été établis. Une méthode de régularisation telle que la régularisation de Tikhonov a été aussi abordé dans ce chapitre pour le problème inverse linéaire. Régulariser un problème mal posé, c'est le remplacer par un autre, bien posé. La principale difficulté dans l'application d'une méthode de régularisation à un problème particulier est la détermination du paramètre de régularisation lui-même. Pour cela, la méthode "Lcurve" implémentée dans la boîte à outils Régularisation Tools (Hansen, 1994)[22] a été utilisée.

### III.2. Paramètres de performance

Trois paramètres de performance ont été étudiés dans notre travail : le SNR, le NMSE et le MSSIM.

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

Le rapport signal sur bruit SNR « Signal to Noise Ratio », permet d'estimer la qualité d'une image reconstruite par rapport à l'original. Donc au lieu de mesurer la distorsion, il mesure la fidélité de la méthode de reconstruction puis qu'elle est proportionnelle à la qualité. Le SNR est défini comme le rapport entre le signal de la région d'intérêt (ROS) et la déviation standard du bruit de la région d'intérêt (RON):

$$\text{SNR (dB)} = 20 \log_{10} \frac{\text{MeanROS}}{\text{Std.deviationofRON}} \quad (3.1)$$

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

L'erreur quadratique moyenne normalisée (Normalized Mean Square Error), quantifie la différence point à point entre deux images. Il est défini comme le rapport entre la somme des carrés de la différence entre les deux images, image référence et image reconstruite, et la puissance totale de l'image référence calculer par la somme des carrés[46].

$$\text{NMSE} = \frac{\sum_{(x,y) \in \text{ROI}} \|I^{\text{reference}}(x,y) - c\|I^{\text{recon}}(x,y)\|^2}{\sum_{(x,y) \in \text{ROI}} \|I^{\text{reference}}(x,y)\|^2} \quad (3.2)$$

## Chapitre III : Résultats de la méthode SENSE et GRAPPA

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

### III.2.3. Mean structural similarity index (MSSIM)

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

$$l(x, y) = \frac{2\mu_x \mu_y + C1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + C1} \quad (3.3)$$

Avec :  $\mu_x$  la moyenne des  $x$ ,  $\delta_x$  la variance de  $x$  et  $C1$  une constantes données par :

$$C1 = (K1l)^2 \quad (3.4)$$

$\mu_x$  et  $\delta_x$  peuvent être considérés comme des estimations de la luminance et le contraste de  $x$ , le contraste est donné comme suit :

$$C(x, y) = \frac{2\delta_x \delta_y + C2}{\delta_x^2 + \delta_y^2 + C2} \quad (3.5)$$

Avec :  $C2 = (K2l)^2$  l'intervalle dynamique des valeurs de l'image et  $K1 \ll 1$  et  $K2 \ll 1$  sont deux constantes scalaires. Soit  $\delta_{xy}$  la covariance de  $x$  et  $y$ .  $\delta_{xy}$  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 :

$$S(x, y) = \frac{\delta_{xy} + C3}{\delta_x \delta_y + C3} \quad (3.6)$$

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

$$\text{SSIM}(x, y) = [l(x, y)]^\alpha * [C(x, y)]^\beta * [S(x, y)]^\gamma \quad (3.7)$$

Avec :  $\alpha$ ,  $\beta$  et  $\gamma$  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 [33]:

$$\text{SSIM}(x, y) = \frac{(2\mu_x \mu_y + C1)(2\delta_x \delta_y + C2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C1)(\delta_x^2 + \delta_y^2 + C2)} \quad (3.8)$$

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.

$$MSSIM(x,y) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^M SSIM(x, y) \quad (3.9)$$

Avec :  $x, y$  sont les images de référence et reconstruite, respectivement; et  $M$  est le nombre de fenêtres locales de l'image [47].

### III.3. Résultat et discussion

Les simulations ont été réalisées sous Matlab R2009a sur un ordinateur i-3, RAM 2GB. Trois images ont été choisies comme des images de référence : l'image fantôme, l'image IRM et l'image réelle Brain. 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 Braine-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 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 mm<sup>3</sup>.

#### III.3.1. Reconstruction SENSE

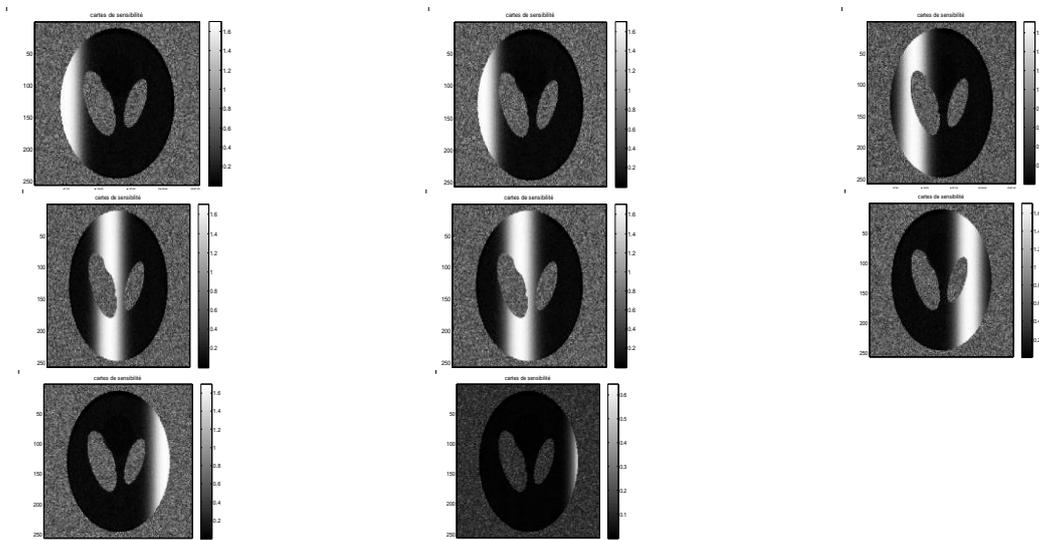
La méthode SENSE (SENSitivity Encoding) est une méthode de reconstruction qui s'effectue dans l'espace image. Un sous-échantillonnage de l'espace  $k$ , d'un facteur d'accélération  $R$  représente une réduction du champ de vue (FOV) dans la direction de codage de phase de ce même facteur  $R$ . L'image obtenue à l'aide d'un canal de réception a un champ de vue réduit (FOV/ $R$ ) provoque un artefact de repliement[48]. Un pixel de cette image contient la superposition de l'information de  $R$  voxel équidistants. La transformée de Fourier inverse permet l'acquisition des images repliées, la combinaison entre ces images forme l'image reconstruite, les images reconstruites sont analysées en étudiant les paramètres suivant : Le SNR, le NMSE et le MSSIM.

##### III.3.1.1. 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, on utilise un facteur de réduction  $R$  égale à 2 ont été choisis. La

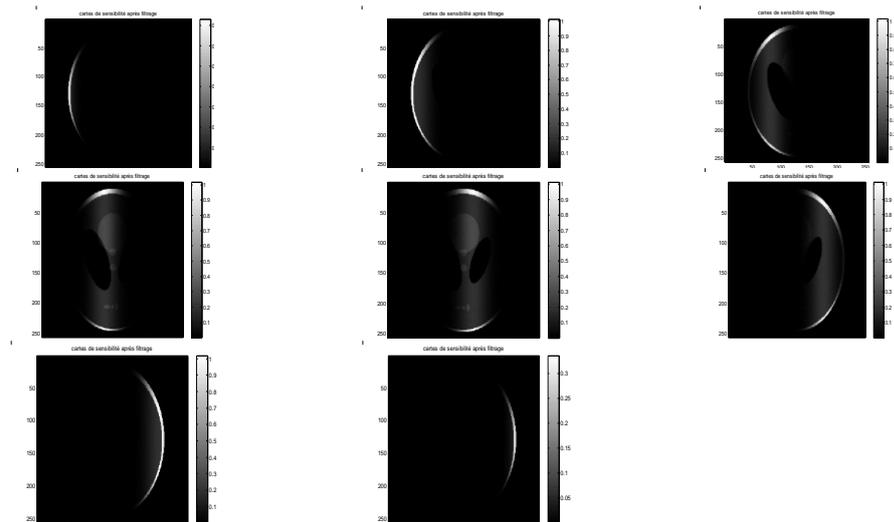
## Chapitre III : Résultats de la méthode SENSE et GRAPPA

reconstruction de l'image par la méthode SENSE nécessite le calcul de la carte de sensibilité. La Figure (3.1) représente les huit cartes de sensibilités obtenue à partir de l'image fantôme utilisant 8 canaux réceptrice, les cartes obtenues sont trop bruitées.



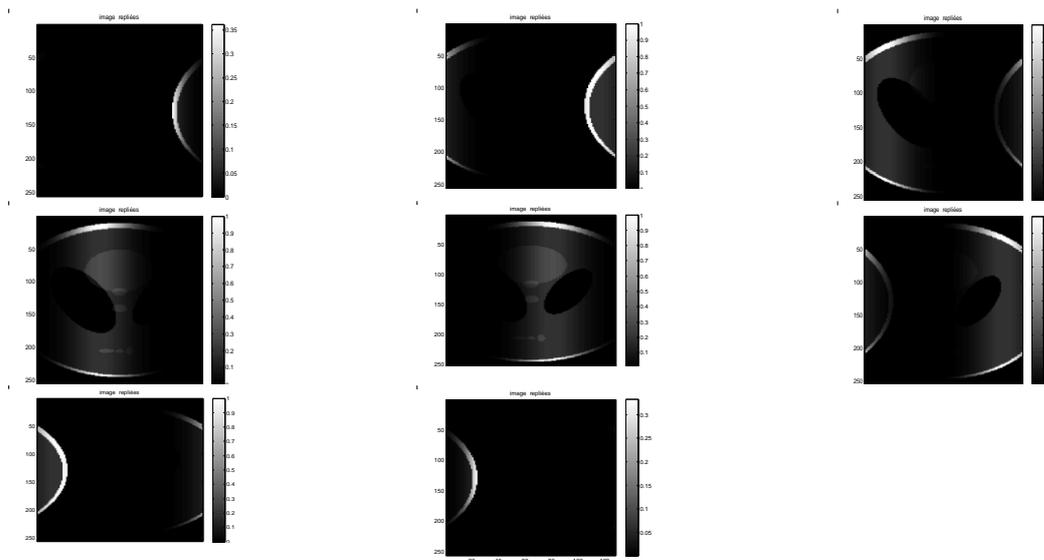
**Figure (3.1) :**Cartes de sensibilité avant filtrage

La figure représente les huit cartes de sensibilités obtenue à partir de l'image fantôme utilisant 8 canaux réceptrice, les cartes obtenues sont trop bruitées, un filtre passe bas est nécessaire pour débruiter le fond des images. Les cartes de sensibilités obtenues après filtrage sont données par la Figure (3.2).



**Figure (3.2) :**Cartes de sensibilité après filtrage

Le saut de lignes dans l'espace k dépend du facteur de réduction, la transformée de Fourier inverse de l'espace k sous échantillonné donne des images repliées. La figure (3.3) représente les images repliées acquise des huit canaux par la méthode SENSE.



**Figure (3.3):** Images repliées acquise des 8 canaux par la méthode SENSE

La combinaison linéaire entre les 8 images repliées pondérées avec les 8 cartes de sensibilités résulte l'image reconstruite par la méthode SENSE.

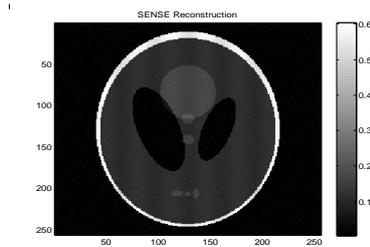


Figure (3.4) : Image reconstruite (R=2)

Des simulations numériques ont été effectuées pour étudier la qualité des images reconstruite lorsque le facteur d'accélération R augmente. Le facteur d'accélération prend les valeurs R=2, 4, 6 et 7. Trois paramètres de performances ont été utilisés dans notre algorithme : le SNR, le NMSE et le MSSIM.

### III.3.1.1. Rapport signal sur bruit (SNR)

La figure (3.5) présente le développement du SNR en fonction de facteur de réduction

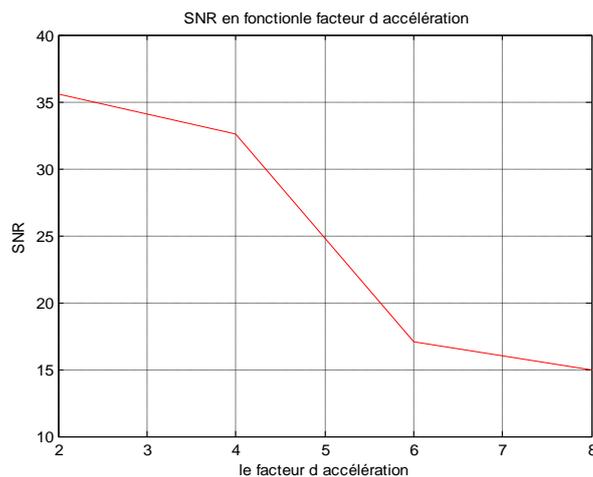
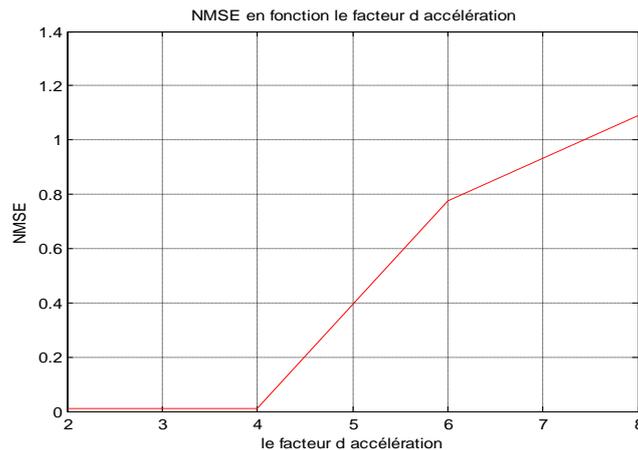


Figure (3.5) : SNR en fonction de facteur d'accélération

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.

### III.3.1.2. Erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE)

La figure (3.6) représente les résultats du NMSE en fonction du facteur d'accélération.

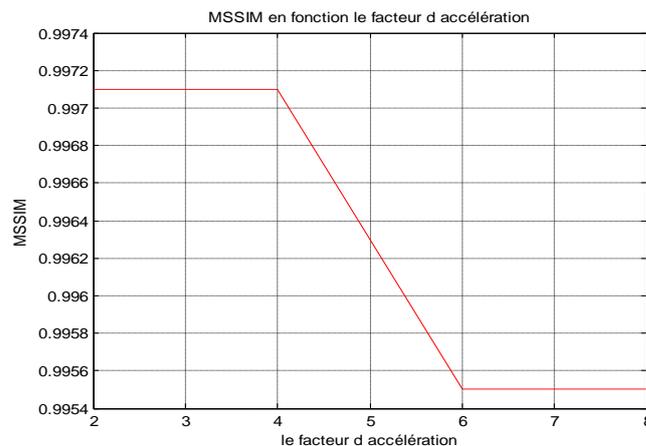


**Figure (3.6):** NMSE en fonction de facteur d'accélération

On remarque que l'erreur augmente chaque fois que le facteur d'accélération  $R$  augmente. Avec un facteur d'accélération réduit, nous avons eu une valeur minimale du NMSE.

### III.3.1. 3.Similarité Structurale (MSSIM)

La figure (3.7) représente les résultats du MSSIM en fonction du facteur d'accélération  $R$ .

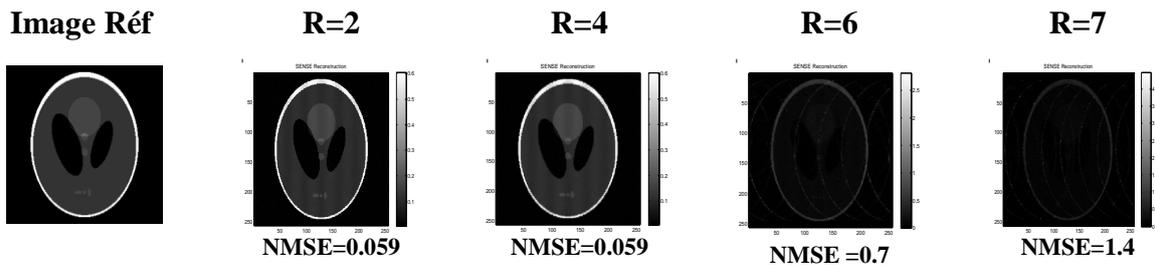


**Figure (3.7) :1** MSSIM en fonction de facteur d'accélération

Nous remarquons d'après la figure que l'indice de similarité est proche de 1 pour un facteur d'accélération très réduit.

Par conséquent, nous remarquons d'après les résultats des trois paramètres étudiés 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.

La Figure (3.8) représente les images reconstruites pour différents facteurs d'accélération.



**Figure (3.8) :**Images fantôme reconstruite pour différent facteur d'accélération

### III.3.1.2. Expérience sur une image IRM

Dans cette section, nous allons utiliser l'image IRM décrite ci-dessus comme entrée à notre algorithme. La qualité des images reconstruites a été étudiée en appliquant les trois paramètres : le SNR, le NMSE et le MSSIM. Le facteur d'accélération prend les valeurs R=2, 4, 6,7.

La figure (3.9) Représente les images réelles reconstruites et leurs différences avec l'image de référence pour différents facteurs d'accélération R=2, 4, 6,7.

D'après les résultats nous remarquons que la reconstruction par la méthode SENSE donne des bons résultats pour un facteur d'accélération très réduit. La reconstruction est de bonne qualité pour un facteur d'accélération inférieur à la valeur 4 et la qualité commence à se dégrader progressivement à partir de cette même valeur.

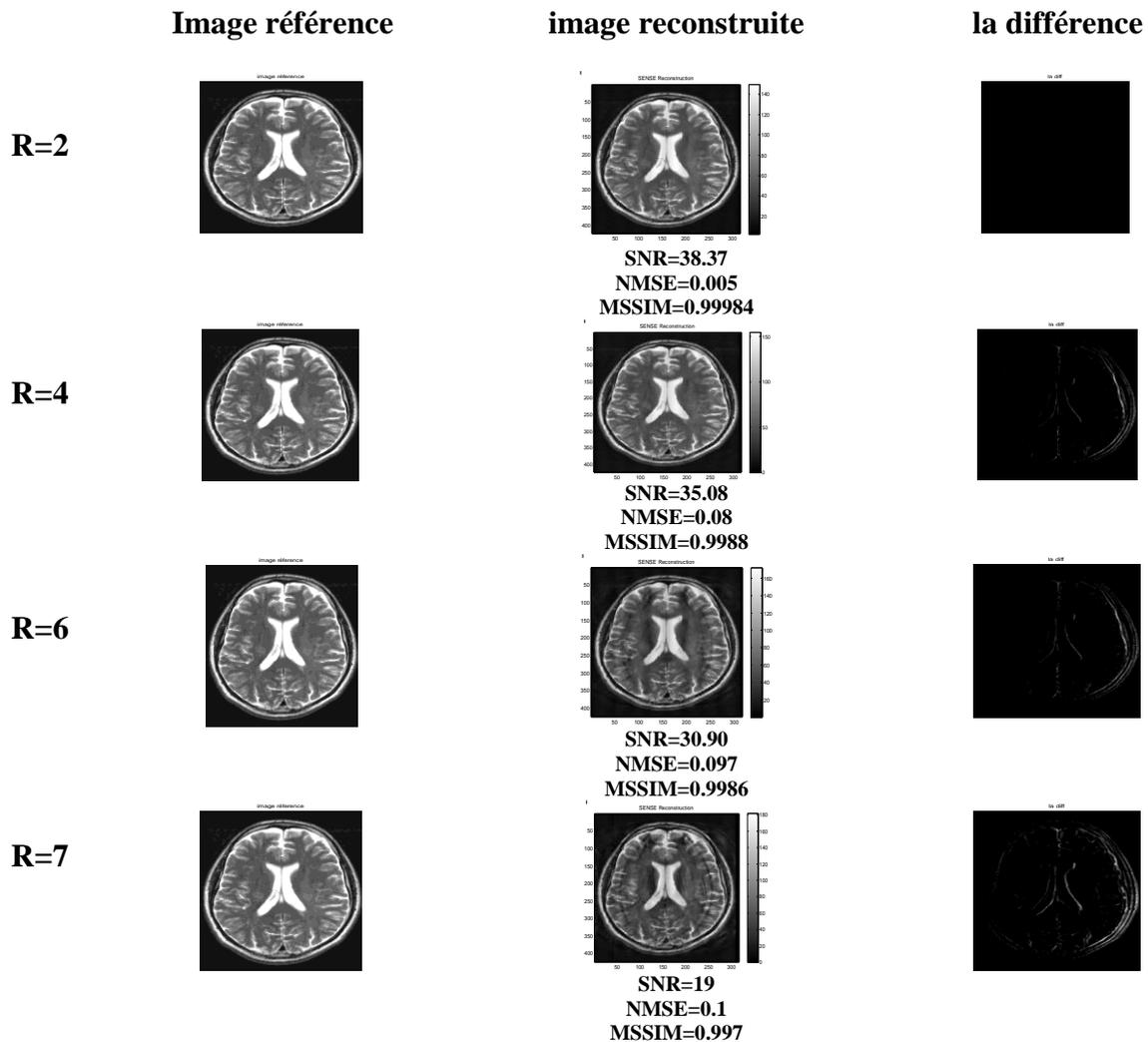


Figure (3.9) : Images reconstruites et leurs différences et l'image référence

### III.3.1.3. Reconstruction SENSE avec régularisation

La régularisation de Tikhonov est la méthode de régularisation la plus utilisée pour la résolution des problèmes inverses.

#### III.3.1.3.1. Régularisation de Tikhonov

En pratique, le membre de droite de  $Ay = b$  est contaminé par les erreurs. La minimisation revient à résoudre ce système linéaire avec  $y \in \mathbb{R}^n$ .

Facteurs de filtre et conditions de Picard discrète

En utilisant la décomposition aux valeurs singulières de A,

A appartient à  $\mathbb{R}^{m \times n}$  avec  $n \leq m$

## Chapitre III : Résultats de la méthode SENSE et GRAPPA

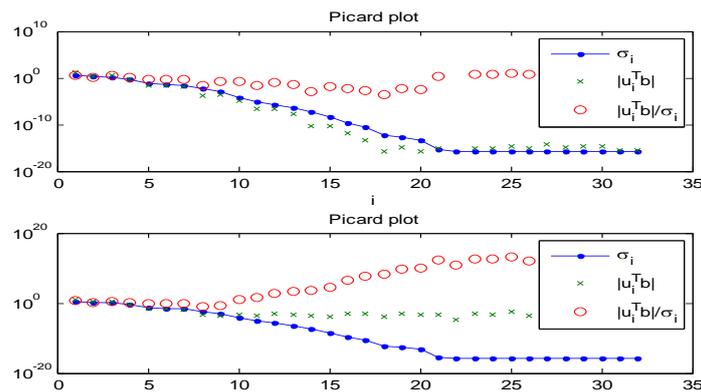
$$A=U\Sigma V^T \text{ (3.10)}$$

$$\text{Avec : } U = (u_1, \dots, u_n) \quad V = (v_1, \dots, v_n) \quad \Sigma = \text{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_n)$$

La solution du système linéaire peut être donnée par :

$$y = \sum_{j=1}^n \frac{1}{\sigma_j} u_j^T b v_j = \sum_{j=1}^n h_j \frac{1}{\sigma_j} u_j^T b v_j \text{ avec } h_j = 1 \text{ pour } j=1, \dots, n$$

où  $h_j$  sont les facteurs de filtre. Cette relation illustre clairement les difficultés numériques rencontrées lorsque le système linéaire est résolu sans précautions. En effet, si les coefficients de Fourier  $|u_j^T b|$  correspondant aux plus petites valeurs singulières  $\sigma_j$  ne décroissent pas suffisamment vite comparé aux valeurs singulières, la solution est dominée par les termes de la somme qui correspondent aux plus petites valeurs singulières  $\sigma_j$ . Ce comportement peut être démontré en inspectant la condition de Picard discrète représentée sur la figure(3.10)



**Figure (3.10) :** Sorties de picard en testant deux problèmes bruité et pure

Le paramètre de régularisation doit maintenant être calculé. Pour cela, la méthode "Lcurve" implémentée dans la boîte à outils Régularisation Tools (Hansen, 1994)[22] est utilisée.

### III.3.1.3.2. Courbe en L

La méthode "Lcurve" est l'outil le plus utilisé dans l'analyse de problème mal posé pour déterminer le paramètre de régularisation. Pour cela, nous avons adapté la méthode "Lcurve" implémentée dans la boîte à outils Régularisation Tools (Hansen, 1994) [22] à notre algorithme en choisissant la matrice A comme une matrice de carte de sensibilité vue en(chapitre 2), b un vecteur contenant les données des images sous échantillonnées et x le vecteur contenant les résultats obtenus par la reconstruction SENSE formant les images

## Chapitre III : Résultats de la méthode SENSE et GRAPPA

repliées. La méthode "L-curve" est basée sur l'analyse de la courbe représentant la semi norme de la solution régularisée  $\|x\|_2$ , en fonction de la norme du résidu correspondant  $\|Ax - b\|_2$ . Dans la plupart des cas, la courbe présente une forme typique en L (voir figure 3.11). Le "coin" de la courbe "L-curve" représente un compromis honnête entre la minimisation de la norme du résidu (branche horizontale) et celle de la semi-norme de la solution (branche verticale). Dans [Hansen (1994)][22], la détection du "coin" est basée sur la maximisation de la courbure de la courbe.

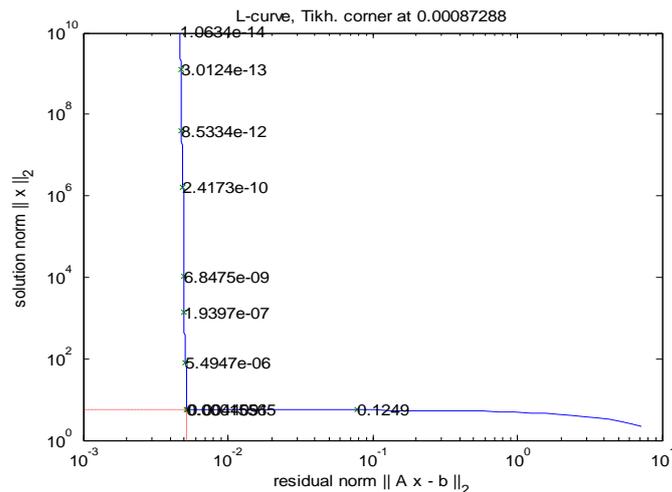


Figure (3.11) : Courbe en L

La valeur optimale est déterminé automatiquement en haut de la courbe, elle correspond au paramètre de régularisation située au coin de la courbe,  $\lambda = 0.00087$ .

### III.3.1.3.3. Expérience sur l'image fantôme

Afin d'améliorer nos résultats, nous avons utilisé une reconstruction SENSE régularisé toute en appliquant le paramètre de régularisation trouvé par la courbe en L à notre algorithme. Nous avons calculé pour une autre fois les trois paramètres de performance (SNR, NMSE et MSSIM) afin d'évaluer la qualité des images reconstruite. Nous avons par la suite étudié et comparé les images reconstruites par la méthode SENSE sans et avec régularisation de Tikhonov.

#### III.3.1.3.3.1. Rapport signal sur bruit (SNR)

La figure (3.12) représente les résultats du SNR en fonction du facteur d'accélération R, avec et sans régularisation. Le facteur d'accélération prend les valeurs R=2, 4, 6 et 8 et le paramètre de régularisation  $\lambda$  prend la valeur 0.00087

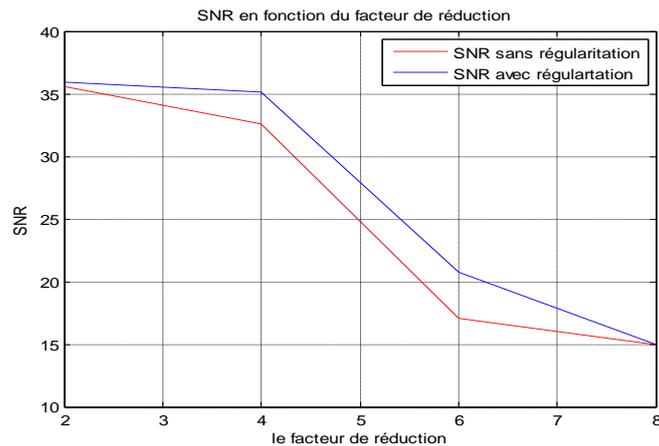


Figure (3.12) : SNR en fonction de facteur de réduction sans et avec régularisation

Nous remarquons que le SNR diminue chaque fois que le facteur d'accélération R augmente, et quel que soit la valeur de la régularisation. Avec un facteur d'accélération réduit (R=2), la valeur du SNR est élevée.

### III.3.1.3.3.2. Erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE)

La figure (3.13) représente les résultats du NMSE en fonction du facteur d'accélération R, avec et sans régularisation.

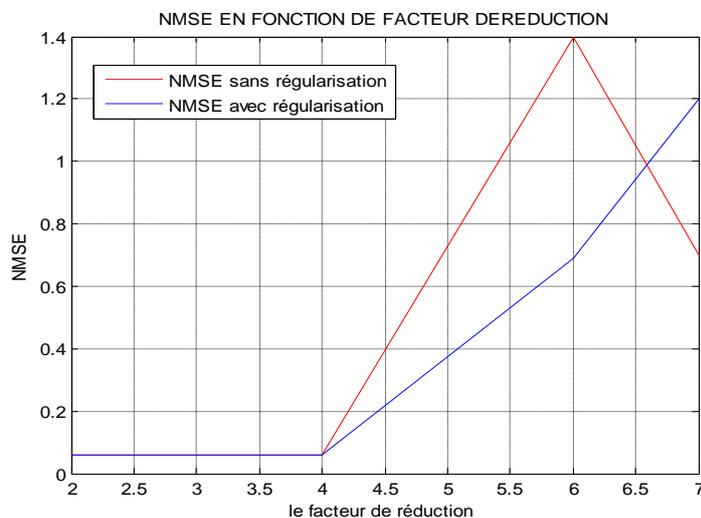
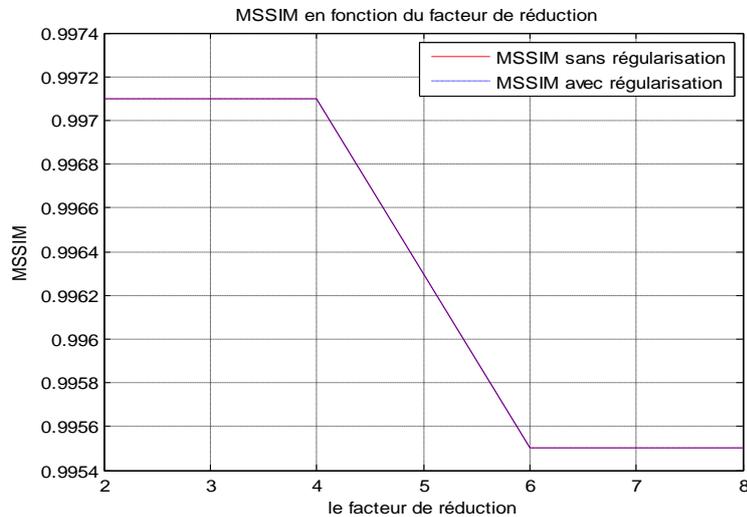


Figure (3.13) : NMSE en fonction de facteur de réduction sans et avec régularisation

La figure en haut montre que l'erreur augmente chaque fois que le facteur d'accélération R augmente. Avec un facteur d'accélération réduit, nous avons eu une valeur minimale du NMSE. la valeur du paramètre de régularisation joue un rôle très important dans le cas où le facteur d'accélération augmente. Cela signifie que la régularisation permet d'améliorer la qualité d'image en tous points R.

## III.3.1.3.3. Similarité Structurale (MSSIM)

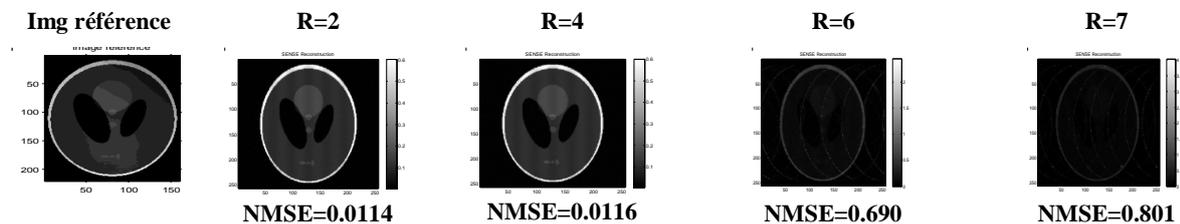
La figure (3.14) représente les résultats du MSSIM en fonction du facteur d'accélération R avec et sans régularisation.



**Figure (3.14) :** MSSIM en fonction de facteur de réduction sans et avec régularisation

Nous avons remarqué que l'indice de similarité était proche de 1. 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. Tout en remarquant l'effet de la régularisation sur l'amélioration de la reconstruction en tous points testés.

La figure (3.15) représente les images fantôme reconstruites avec régularisation pour différents facteurs d'accélération.



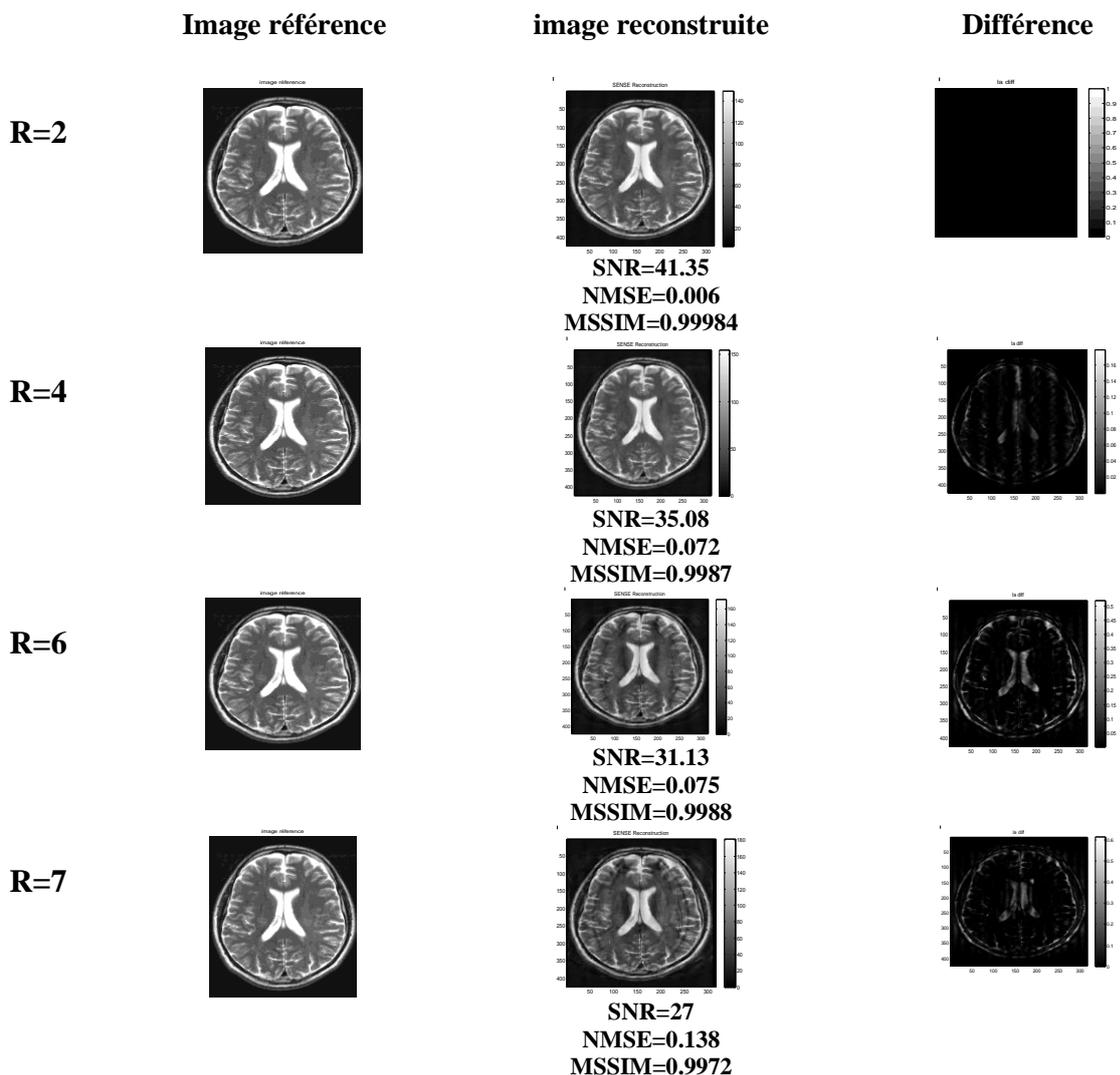
**Figure (3.15) :** Images fantôme reconstruites avec régularisation pour différents facteurs d'accélération

Nous observons une amélioration de la qualité d'image qui est donnée par l'erreur quadratique.

## III.3.1.3.4. Expérience sur l'image IRM

Dans cette section, nous allons utiliser une image IRM comme entrée de notre algorithme. La qualité des images reconstruites a été étudiée en appliquant le paramètre NMSE. Le facteur d'accélération prend les valeurs  $R=2, 4, 6$  et  $7$ , le paramètre de régularisation  $\lambda$  prend la valeur  $0.0087$ .

La figure (3.16) représente les images réelles reconstruites avec régularisation et leurs différences avec l'image de référence pour différents facteurs d'accélération  $R=2, 4, 6, 7$ .



**Figure (3.16) :** Images reconstruites avec régularisation et leurs différences et l'image référence

D'après les images reconstruites montrées ci-dessus, on a conclu que la reconstruction par la méthode SENSE donne des bons résultats pour un facteur d'accélération réduit ( $R=2$ ), encore

## Chapitre III : Résultats de la méthode SENSE et GRAPPA

en introduisant la régularisation de Tikhonov, on a pu améliorer les résultats pour un facteur R plus grand.

### III.3.1.4. Reconstruction SENSE (2D)

Dans cette partie nous allons proposer une nouvelle méthode SENSE dite SENSE 2D avec un algorithme plus développée et voir ce qui donne comme résultat.

#### III.3.1.4.1. Expérience sur l'image fantôme

Nous allons utiliser une méthode de reconstruction itérative qui nécessite le choix des paramètres d'entrées optimaux tel que le nombre d'itération, la taille de la fenêtre et nombre de ligne ACS est donc nécessaire.

##### III.3.1.4.1.1. Nombre d'itération

La méthode SENSE 2Dest dite itérative donc elle nécessite le calcul de nombre d'itération optimal.

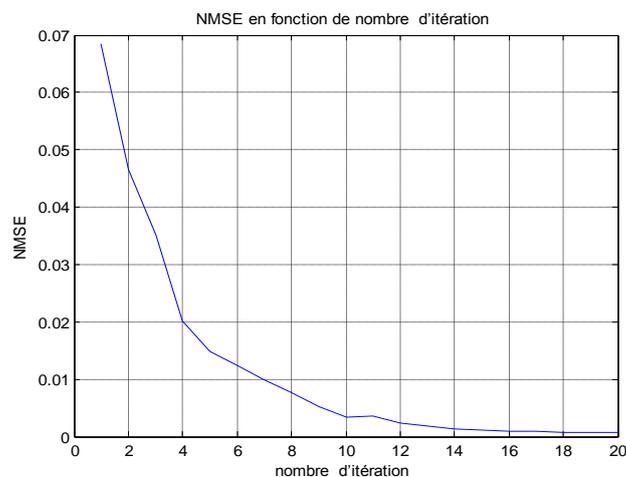


Figure (3.17) : NMSE en fonction de nombre d'itération

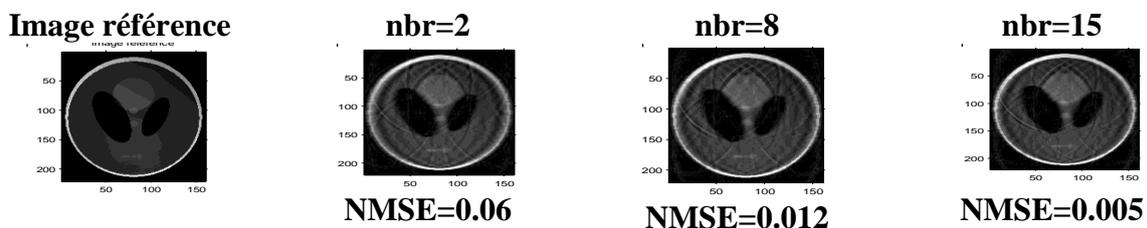


Figure (3.18) : Images reconstruites en fonction de nombre d'itération

## Chapitre III : Résultats de la méthode SENSE et GRAPPA

A un nombre d'itération réduit l'erreur est très élevée, la figure (3.18) représente l'évolution de l'erreur en fonction du nombre d'itération. L'erreur est optimale à un nombre d'itération égal à 15.

### III.3.1.4.1.2. Lignes d'autocalibration

La reconstruction SENSE 2D utilise un nombre de lignes d'autocalibration au centre de l'image, Ce nombre influe sur la qualité des images reconstruites.

La figure(3.19) représente la variation de l'erreur en fonction du nombre de lignes ACS.

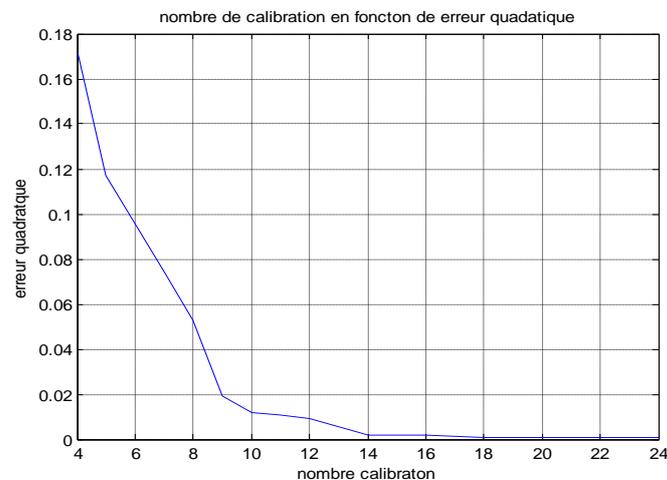


Figure (3.19) : NMSE en fonction de lignes ACS

La Figure (3.20)représente les images reconstruites avec différentes lignes ACS.

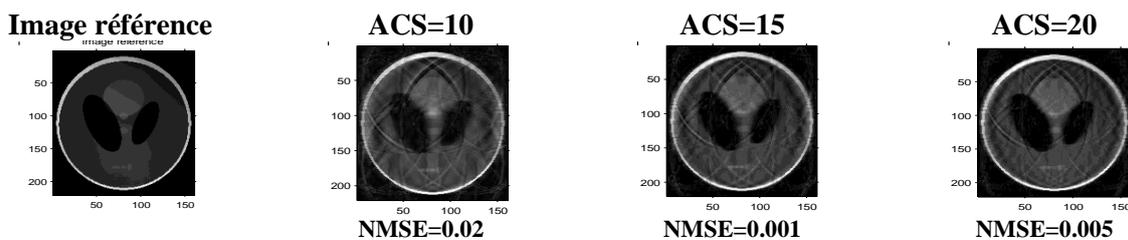


Figure (3.20) : Images reconstruites en fonction de lignes ACS

D'après les images reconstruites et la figure (3.19), on conclut que le nombre des ligne ACS=20.

### III.3.1.4.1.3. Taille de la fenêtre

La figure (3.21) représente l'erreur en fonction de la taille de la fenêtre.

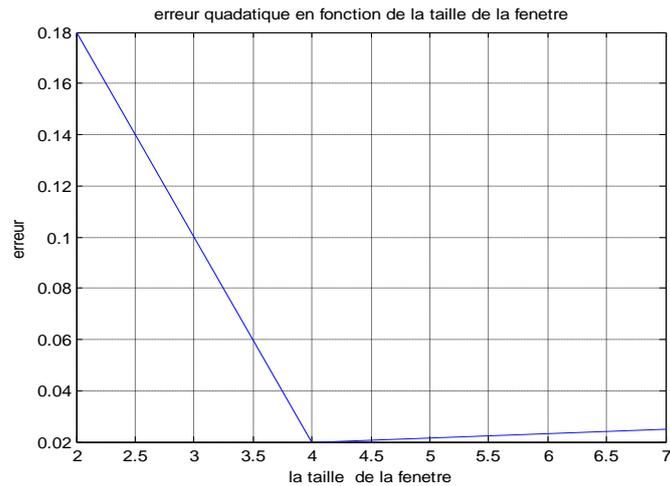


Figure (3.21) : NMSE en fonction de la taille de la fenetre

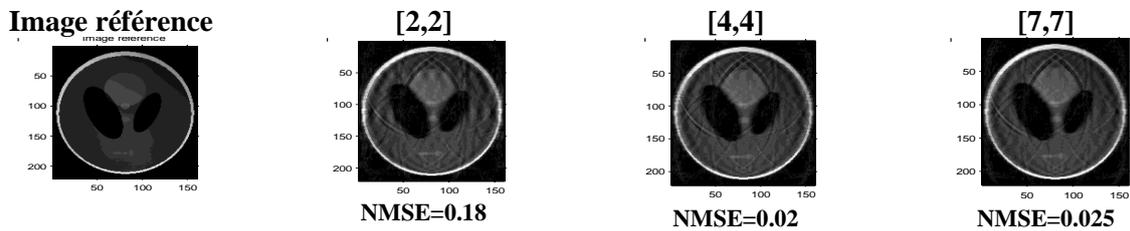


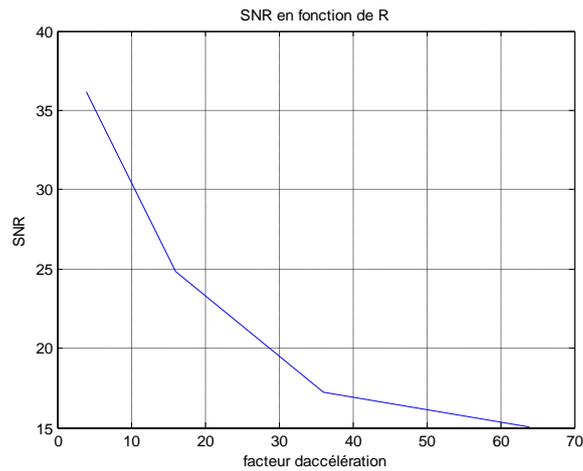
Figure (3.22) : Images reconstruites en changeant la taille de la fenetre

D'après le tracé de l'erreur et les images reconstruites donné par la figure (3.22), nous observons une amélioration de la qualité d'image pour une taille de fenetre [4,4] suivi par une dégradation de la qualité d'image pour une taille de [7,7]. Taille de la fenetre optimale choisi est de [4,4].

Nous allons appliquer les paramètres optimaux : Nombre d'itération =15, Lignes ACS =20, La taille de la fenetre = [4 ,4] à l'entrée de notre algorithme, afin d'étudier la qualité d'images reconstruites à différentes valeur du facteur d'accélération.

### III.3.1.4.1.4. Rapport signal sur bruit

La figure (3.23) représente le SNR en fonction de facteur de réduction.

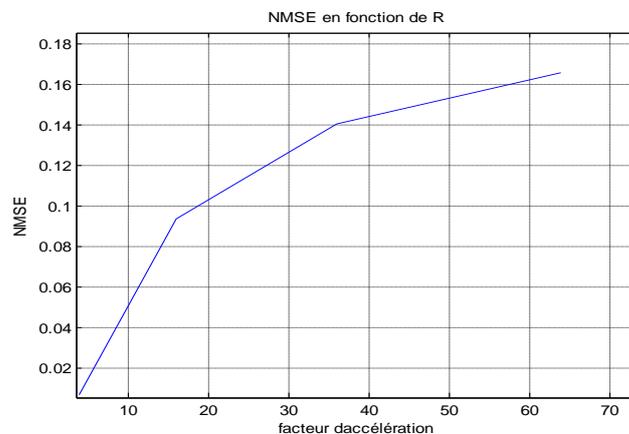


**Figure (3.23) :** SNR en fonction du facteur d'accélération

Nous remarquons clairement d'après la figure (3.23) que le rapport signal sur bruit diminue lorsque le facteur d'accélération augmente.

#### III.3.1.4.1.5. Erreur quadratique (NMSE)

La figure (3.24) représente l'erreur en fonction de facteur de réduction.

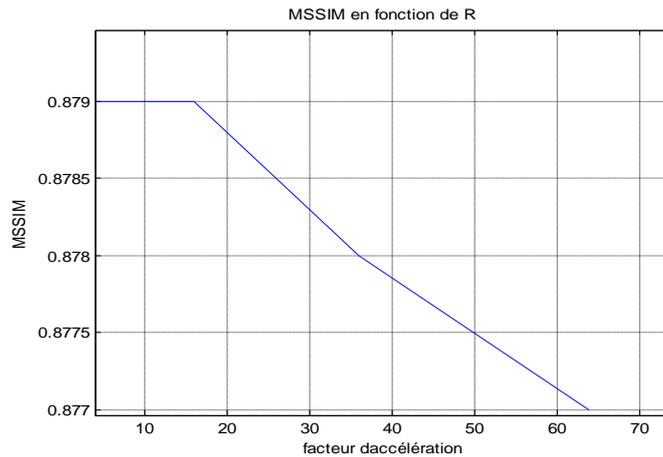


**Figure (3.24) :** NMSE en fonction de facteur d'accélération

Nous remarquons que l'erreur de reconstruction augmente lorsque R augmente.

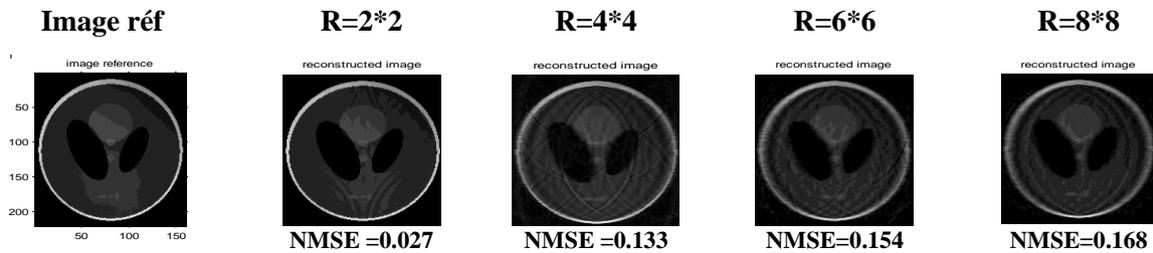
#### III.3.1.4.1.6. Index de similarité structurelle (MSSIM)

La ressemblance entre l'image référence et l'image reconstruite se diminue en augmentant le R d'après la Figure (3.25), le MSSIM se rapproche de la valeur idéale '1' quand  $2 < R < 4$ .



**Figure (3.25) : MSSIM en fonction de R**

La Figure (3.26) représente les images fantôme reconstruite pour différent facteur d'accélération.



**Figure (3.26) : Images reconstruites pour différent facteur d'accélération**

### III.3.1.4.2. Expérience sur l' image Brain

Dans cette partie, nous allons utiliser une image Brain à l'entrée de notre algorithme. La qualité des images reconstruites vont être étudiée en appliquant les trois paramètres : le SNR, le NMSE et le MSSIM.

La figure (3.27) représente les images réelles reconstruites et leurs différences avec l'image de référence pour différent facteurs d'accélération R=2\*2,4\*4,6\*6,8\*8.

La qualité d'image reconstruite se dégrade de fur à mesure le R s'agrandit ce qui apparue en artéfacts présentés sur les images. Le temps de reconstruction se diminue en augmentant le facteur d'échantionnage selon les deux directions mais en perdant de qualité.

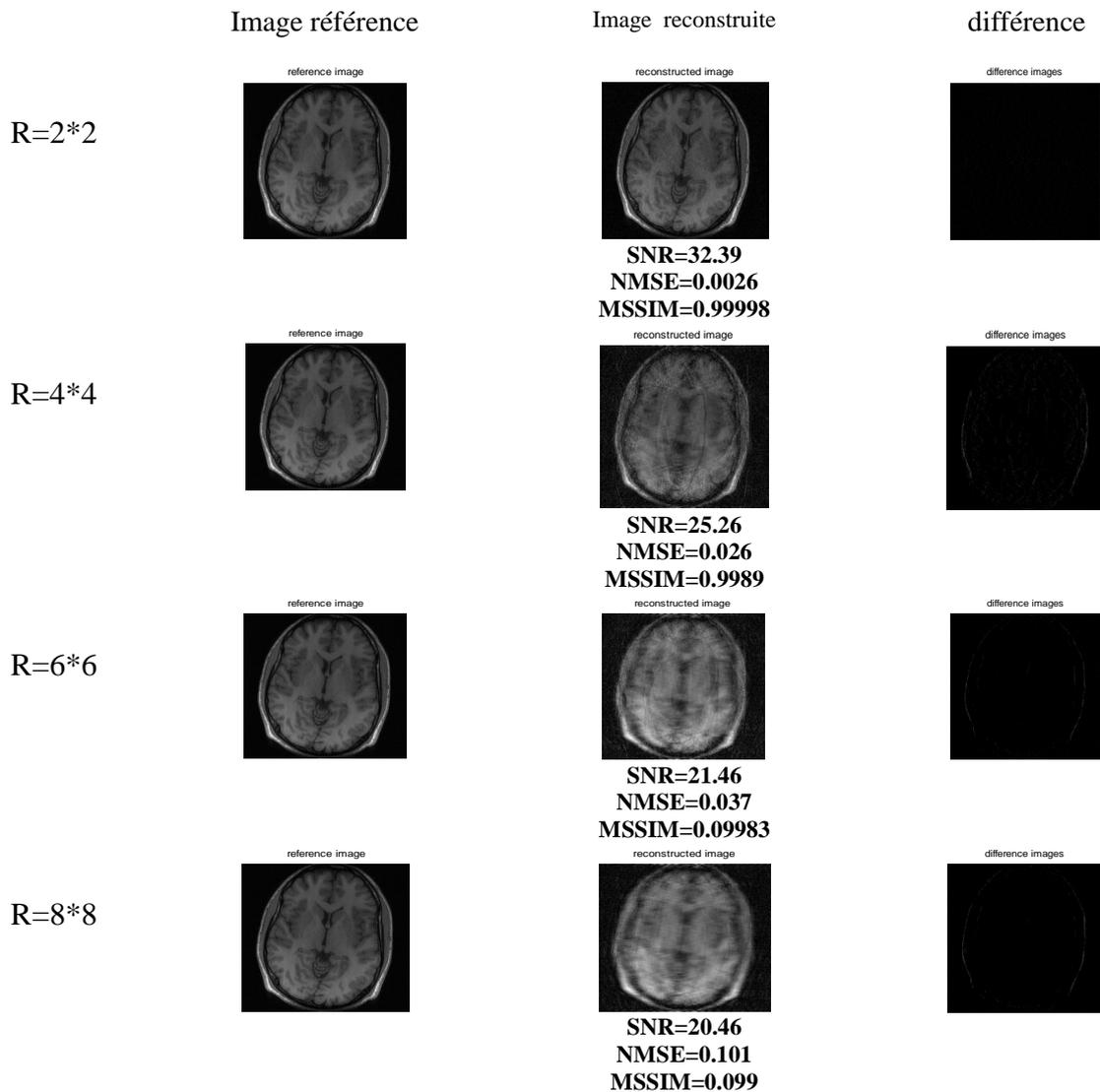


Figure (3.27) : Images reconstruites en fonctions du facteur d'accélération sous échantionné

### III.3.1.5. SENSE 2D avec régularisation

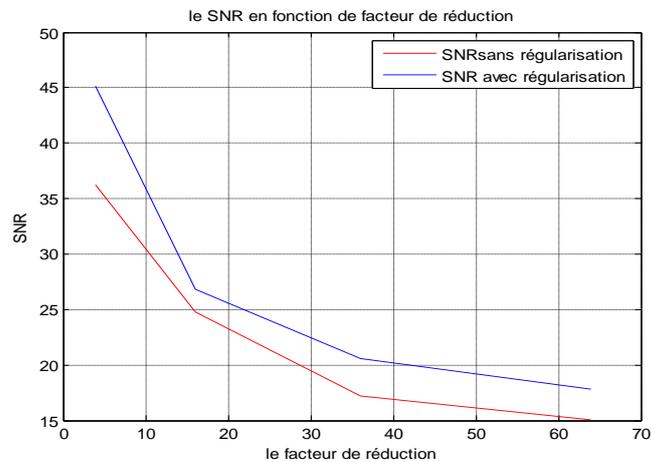
Par la suite on va appliquer une régularisation de Tikhonov sur les images reconstruites avec le paramètre de régularisation=0.00087 et marquant ce qui se passe comme changement sur la qualité de reconstruction.

#### III.3.1.5.1. Expérience sur l'image fantôme

A ce niveau on va appliquer les valeurs optimales trouvées par expérience auparavant en ce qui concerne le nombre d'itération, le nombre ACS optimal et la taille de la fenêtre pour tracer les paramètres de performances.

## III.3.1.5.1. 1.Rapport signal sur bruit (SNR)

La figure (3.28) représente le SNR en fonction de facteur de réduction.

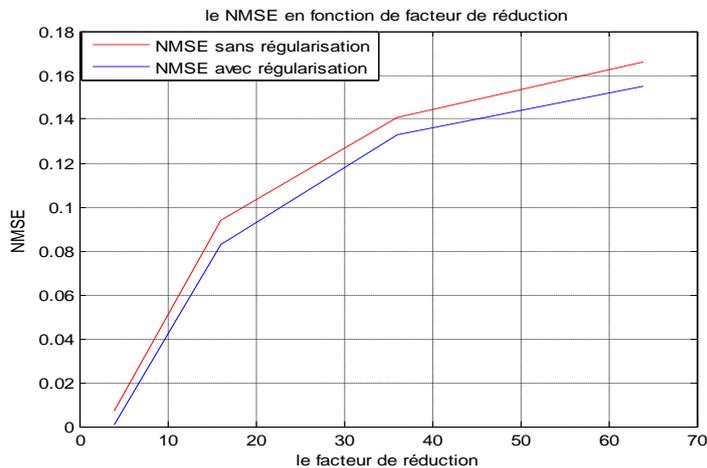


**Figure (3.28) :** Tracé du SNR sans et avec régularisation en fonction du facteur d'accélération

Remarquons clairement l'augmentation du rapport signal sur bruit après l'application de la régularisation de Tikhonov ce qui provoque l'amélioration de la qualité d'image.

## III.3.1.5.1.2. Erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE)

La figure (3.29) représente le NMSE en fonction de facteur de réduction.



**Figure (3.29) :** Tracé du NMSE sans et avec régularisation en fonction du facteur d'accélération

Nous observons que l'application de la régularisation améliore la qualité de reconstruction.

## III.3.1.5.1.3. Similarité Structurale (MSSIM)

La figure (3.30) représente le NMSE en fonction de facteur de réduction.

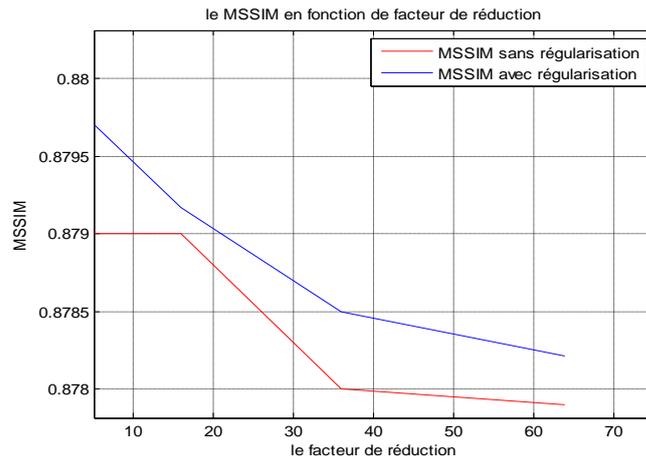


Figure (3.30) : Tracé du MSSIM sans et avec régularisation en fonction du facteur d'accélération

La ressemblance entre l'image référence et l'image reconstruite s'améliore lors de l'application de la régularisation ce qui est montré dans la figure en bleu c'est le MSSIM après régularisation.

La figure (3.31) présente les images reconstruites avec régularisation

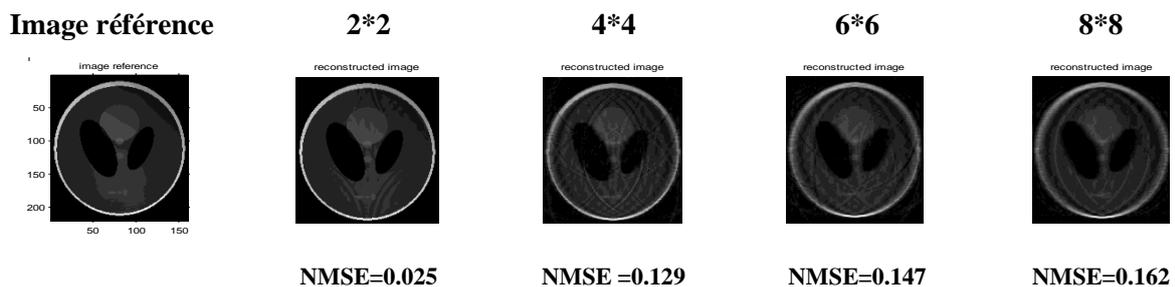


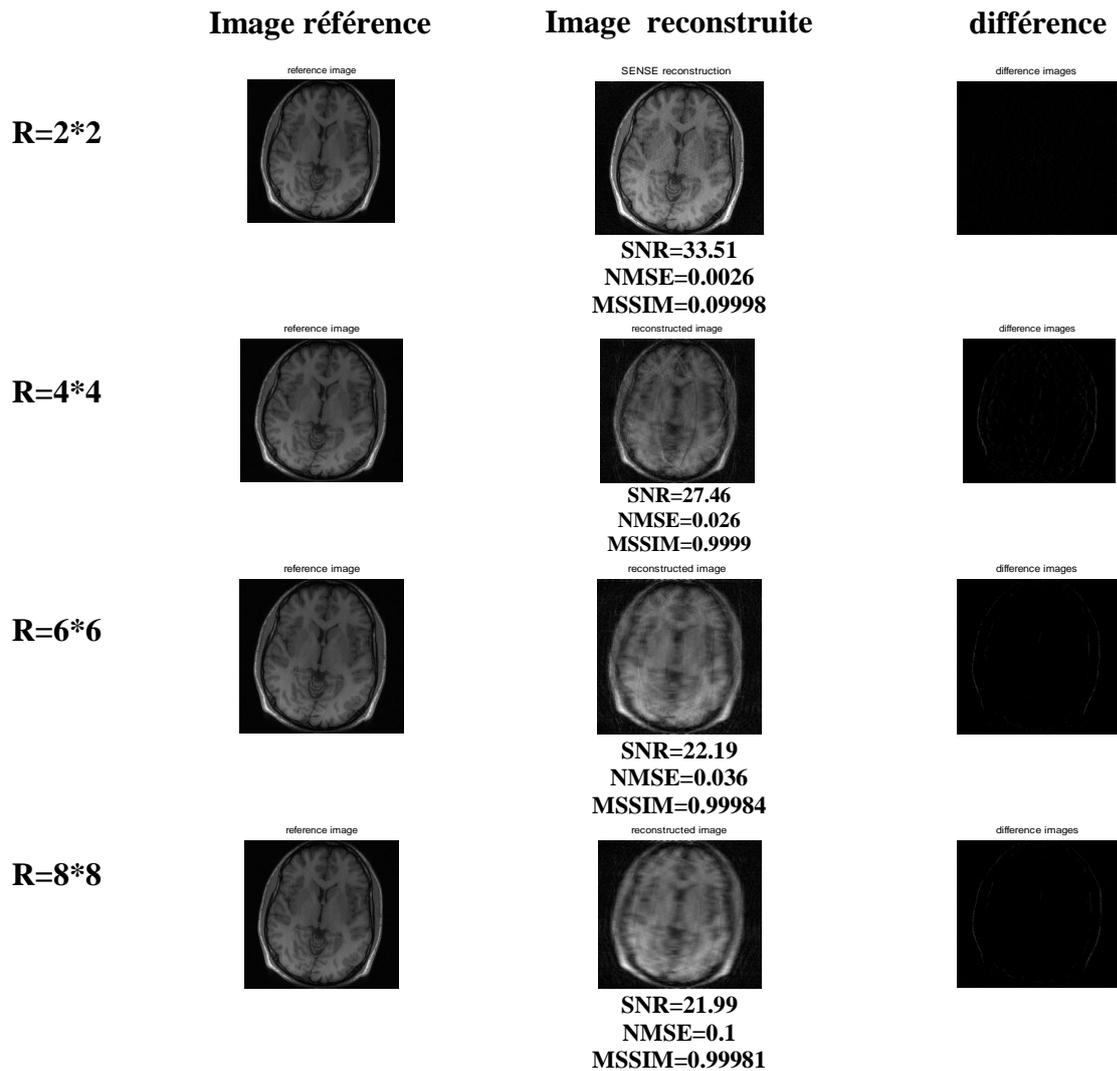
Figure (3.31) : Images reconstruites avec régularisation

La régularisation améliore la qualité d'image reconstruite. Ce qui voit sur la suppression de flou et de trait blanc après régulariser.

### III.3.1.5.2. Expérience sur des données réelles

Dans cette partie, nous allons utiliser une image réelle comme entrée. La qualité des images reconstruites vont être étudiée en appliquant les trois paramètres : le SNR, le NMSE et le MSSIM. Le paramètre de régularisation  $\lambda$  prend la valeur 0.00087.

La Figure (3.32) représente les images réelles reconstruites 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 (3.32) :** Images reconstruites avec régularisation en fonctions du R sous échantionné

On remarque clairement l’effet de la régularisation de Tikhonov sur les images reconstruites, au début une amélioration dans la technique par l’ajout des lignes ACS puis on a intégré une régularisation pour favoriser la reconstruction.

### III.3.2.Reconstruction GRAPPA

L’algorithmme présenté dans la figure (3.33) illustre la mise en œuvre de notre approche.

L’objectif est de reconstruire des images de résonance magnétique en imagerie parallèle. Pour faire ceci, des données d’entrées (Images), un facteur d’accélération et un nombre de bobines sont nécessaire. Des lignes d’auto calibration peuvent être acquises au centre de l’espace k ; une combinaison entre ces lignes et les lignes acquises permet le calcul des poids responsable aux remplissages des lignes manquantes. La transformée de Fourier inverse permet

## Chapitre III : Résultats de la méthode SENSE et GRAPPA

l'acquisition des images bobines ; la combinaison entre ces images forme l'image reconstruite, les images reconstruite sont analysé en étudiant les paramètres suivant : Le SNR, NMSE, MSSIM.

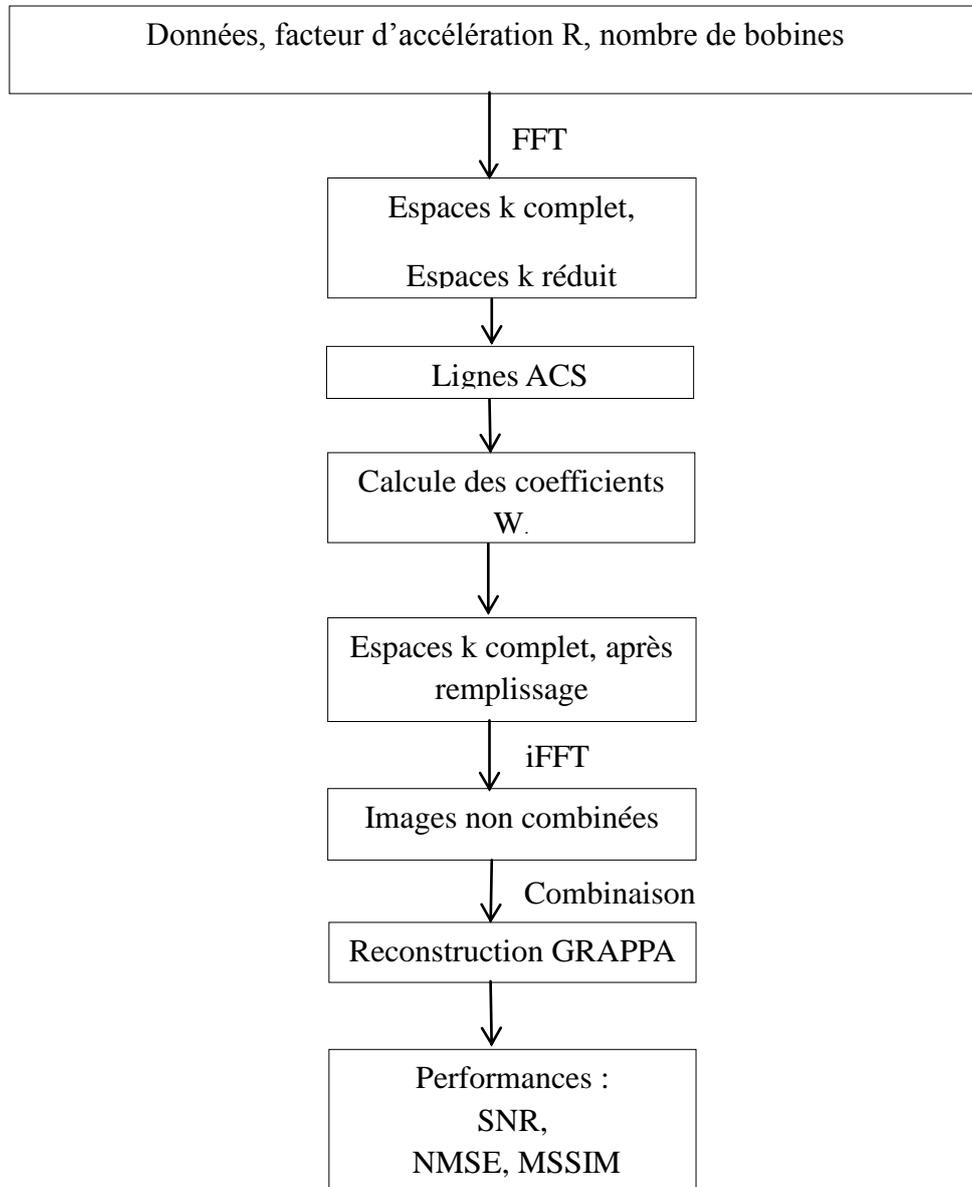


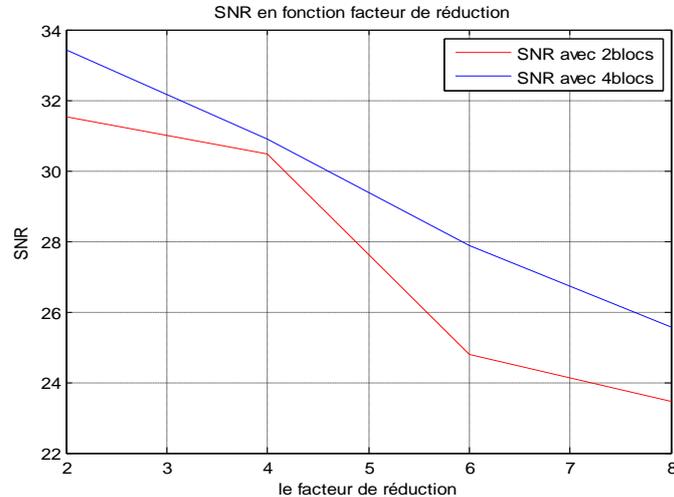
Figure (3.33): Organigramme de la méthode de reconstruction GRAPPA

### III.3.2.1. Expérience sur l'image fantôme

On utilise 8 bobines; image fantôme de taille  $256 \times 256$  on calcule les trois paramètres (SNR, NMSE et MSSIM) pour évaluer la reconstruction. La reconstruction de l'image par la méthode GRAPPA repose sur l'utilisation des lignes d'auto calibration tout en variant le nombre de blocs, à chaque fois on augmente le facteur de réduction.

## III.3.2.1.1. Rapport signal sur bruit (SNR)

La Figure (3.34) 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 avec bruit.

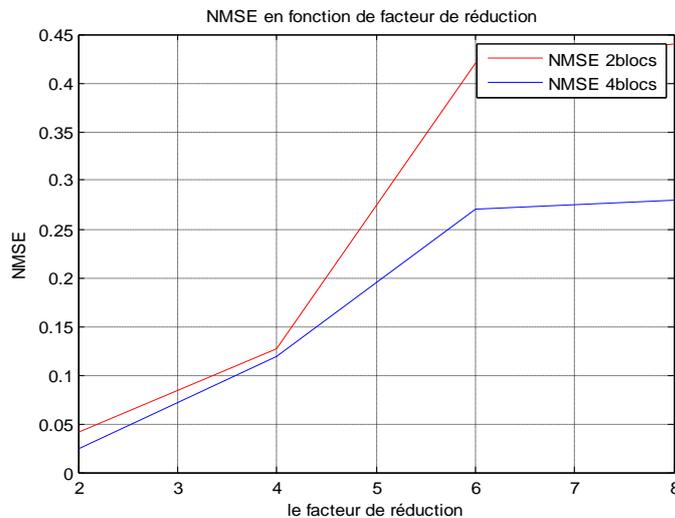


**Figure (3.34):** SNR en fonction du facteur d'accélération avec un nombre de blocs de 2 et 4

Le résultat montré par la figure ci-dessus montre que lors d'une augmentation de nombre de blocs la qualité d'image s'améliore car l'augmentation provoque une amélioration de résolution ce qui améliore le rapport S/B (SNR) en prenant des valeurs de R petites.

## III.3.2.1.2. Erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE)

La Figure (3.35) représente la variation du NMSE en fonction des différents facteurs d'accélération R avec un nombre de blocs de 2 et 4.



**Figure (3.35):** NMSE en fonction du facteur d'accélération avec un nombre de blocs de 2 et 4

## Chapitre III : Résultats de la méthode SENSE et GRAPPA

Remarquons clairement que pour un nombre de facteur de réduction très réduit l'erreur est minimale pour 4blocs contrairement au 2 blocs, ce qui vérifie le résultat trouvé pour le SNR.

### III.3.2.1.3. Similarité Structurale (MSSIM)

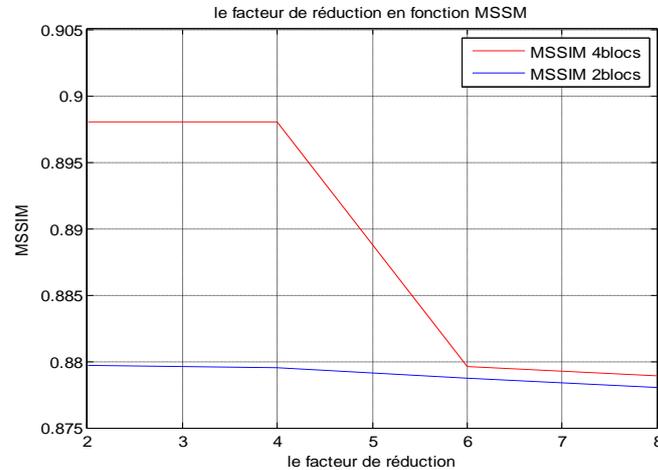


Figure (3.36): MSSIM en fonction du facteur d'accélération

La Figure (3.36) montre que pour des R réduits et le nombre de bloc élevé la similarité entre l'image référence et reconstruite est grande donc une bonne reconstruction, mais en augmentant le R le MSSIM se diminue.

En se basant sur les résultats obtenus ci-dessus, nous allons essayer de visualiser les images reconstruites avec un nombre de blocs de 2 et 4 et les comparer avec celle de référence avec des différents facteurs d'accélération pour étudier la qualité de l'image.

La Figure (3.37) Représente les images fantôme reconstruites avec 2et 4 blocs en fonction de différents facteurs d'accélération.

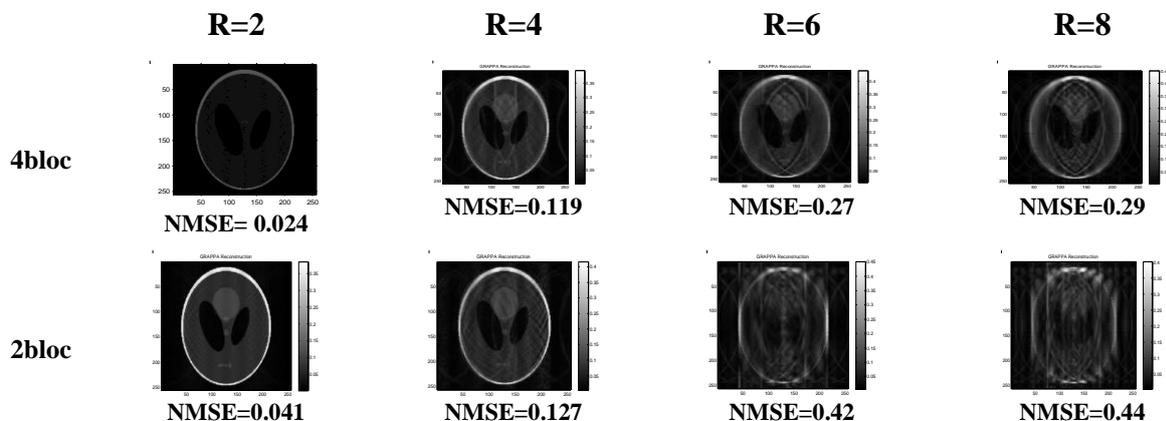


Figure (3.37): Reconstruction d'images fantôme avec 4 et 2blocs

## Chapitre III : Résultats de la méthode SENSE et GRAPPA

On constate que l'augmentation de nombre de blocs améliore la qualité d'image pour des facteurs d'accélération réduits.

### III.3.2.2. Expérience sur des données réelles

Dans cette section, nous allons utiliser une image réelle du cerveau comme entrée de notre algorithme. La qualité des images reconstruites a été étudiée en appliquant les trois paramètres : SNR, NMSE, MSSIM.

La figure (3.38) représente les images réelles reconstruites avec 4 blocs en fonction du facteur d'accélération.

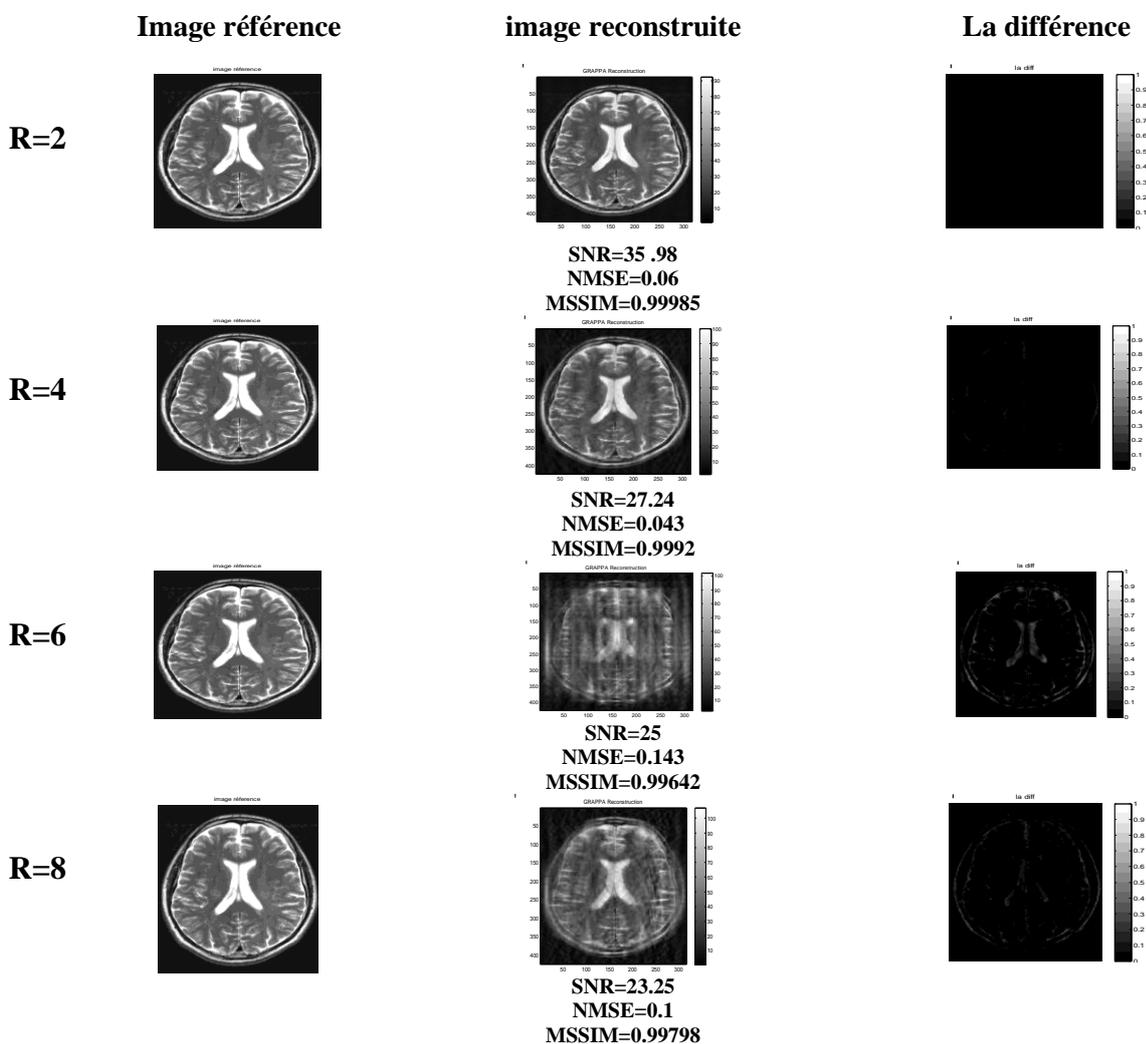


Figure (3.38) : Reconstruction des images réelles avec 4 blocks en fonction de R

Les résultats montrent que la bonne qualité des images reconstruites commence à se dégrader progressivement à partir de  $R = 4$ , sous formes de distorsion (se traduit par des

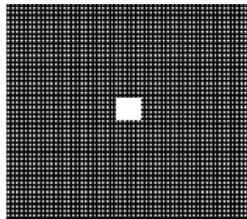
## Chapitre III : Résultats de la méthode SENSE et GRAPPA

lignes de très forte ou très faible intensité) qui perturbent l'homogénéité l'information dans l'image reconstruite et qui rendent la reconstruction mauvaise.

Ce résultat oblige la mise en place d'autre méthode évolué et qui permet une meilleure reconstruction dans un temps très réduit.

### III.3.2.3.Reconstruction des images par la nouvelle GRAPPA (2D)

La reconstruction GRAPPA a été effectuée comme précédemment .la différence unique c'est que l'espace k sous échantillonné selon la direction de l'encodage de phase sera remplacé par un sous échantillonnage selon les deux directions (lignes et colonnes) comme montre la figure (3.39) .Les données de l'espace k ainsi obtenu, dont la fréquence d'échantillonnage respecte le critère de Nyquist sont utilisées comme signaux d'autocalibration (ACS)[49]. L'utilisation de la méthode GRAPPA avec un facteur d'accélération élevé peut dégrader la qualité des images reconstruites (artefacts de repliement). Dans ces conditions, nous suggérons l'utilisation d'une nouvelle technique, elle a été appliquée pour une meilleure suppression des artefacts de repliement ainsi que pour une amélioration du rapport signal sur bruit.



**Figure (3.39):** Sous échantillonnage selon les deux directions selon les lignes et

Colonnes avec une surface de calibration au centre de l'image.

Afin de mieux reconstruire l'image, on va essayer d'optimiser le choix de nombre de ligne ACS ainsi que la taille de la fenêtre. La méthode GRAPPA 2D n'est pas itérative.

#### III.3.2.3.1. Expérience sur l'image fantôme

Nous allons utiliser une méthode de reconstruction qui nécessite le choix des paramètres d'entrées optimaux tel que la taille de la fenêtre et nombre de ligne ACS.

## III.3.2.3.1.1. Nombre de ligne d'autocalibration

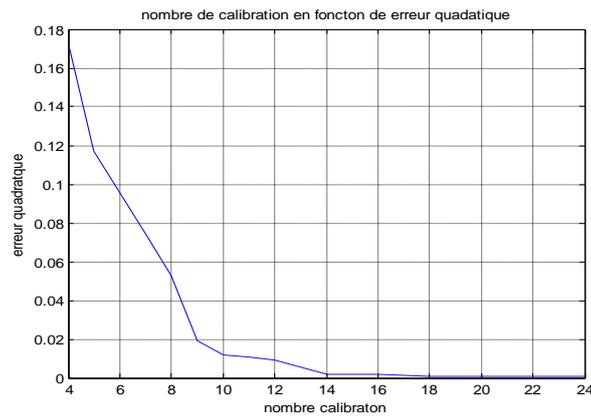


Figure (3.40) : NMSE en fonction de lignes ACS

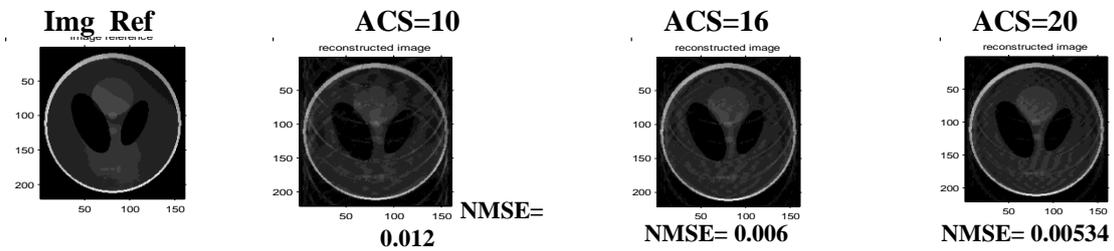


Figure (3.41) : Images reconstruites en fonction de lignes ACS

La Figure (3.41) montre qu'en augmentant le nombre des lignes ACS la qualité s'améliore afin d'avoir une meilleure reconstruction pour nombre ACS= 20.

## III.3.2.3.1.2. Taille de la fenêtre

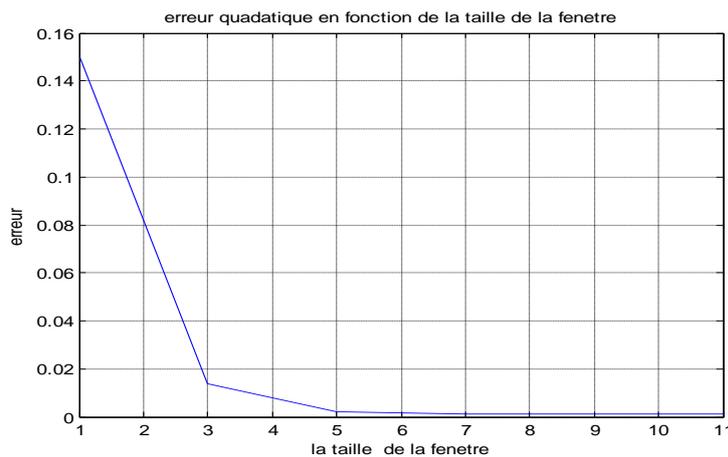
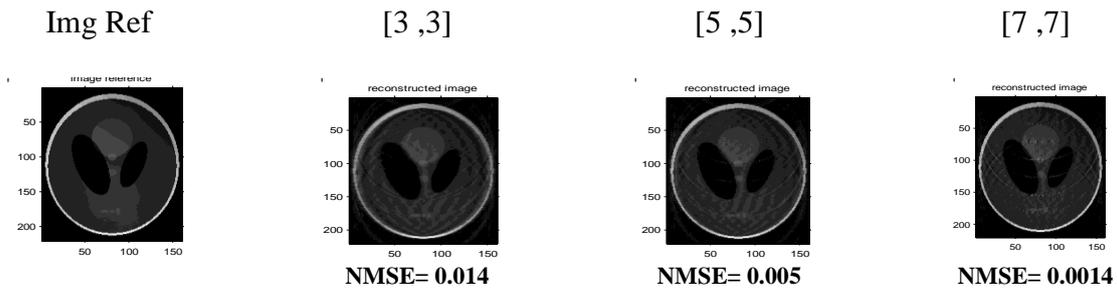


Figure (3.42) : NMSE en fonction de la taille de la fenêtre



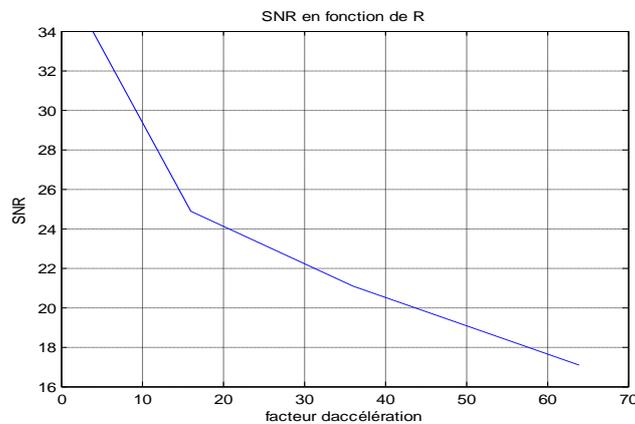
**Figure (3.43) :** Images reconstruites en fonction de la taille de la fenêtre

On a pris d’après le résultat de la figure(3.43) la taille de la fenêtre = [5,5] car elle donne une erreur légèrement supérieure à celle de [7,7] mais le temps d’exécution est raisonnable et optimal dans le pratique, pour = [5,5] la durée=15.15seconde mais pour = [7,7] ça prend 48.35seconde.

On va fixer le nombre des lignes ACS=20et la taille de la matrice= [5,5].

### III.3.2.3.1.3.Rapport signal sur bruit (SNR)

SNR en fonction de facteur de réduction échantionné



**Figure (3.44) :** SNR en fonction de facteur de réduction

Considérant la figure (3.44)le SNR est maximal pour un R petit mais le rapport tend à diminuer de fur à mesure le R augmente.

### III.3.2.3.1.4.Erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE)

La figure (3.45) représente NMSE en fonction de facteur de réduction échantionné

On voit que l’erreur de reconstruction augmente lorsque R augmente.

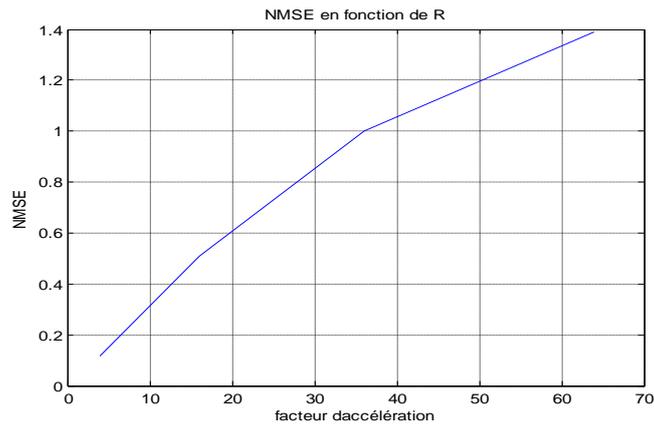


Figure (3.45) : NMSE en fonction de facteur de réduction

### III.3.2.3.1.5. Similarité Structurale (MSSIM)

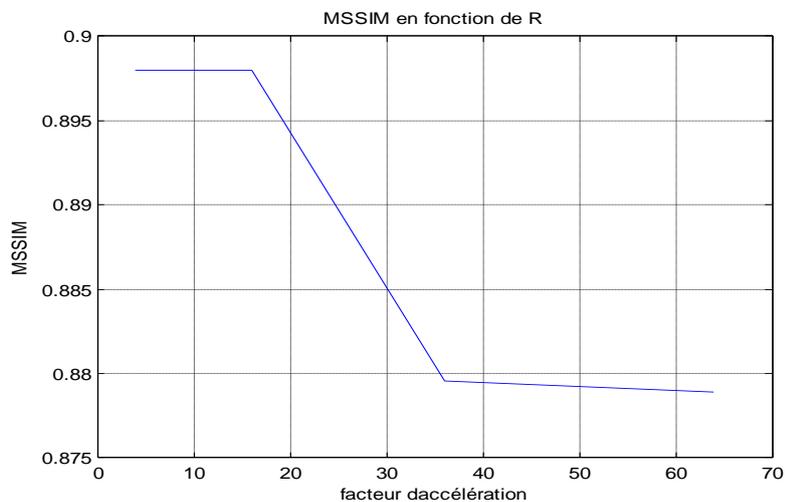


Figure (3.46) : MSSIM en fonction de facteur de réduction

Pour un R proche de  $2 \times 2$  le MSSIM est proche de 1, si le  $4 \times 4 < R$  on a une diminution de qualité.

La figure (3.47) présente les images reconstruites par la méthode GRAPPA 2D.

La reconstruction est bonne pour un facteur de réduction inférieur ou égal à 4. Plus on s'éloigne de cette valeur la reconstruction se dégrade.

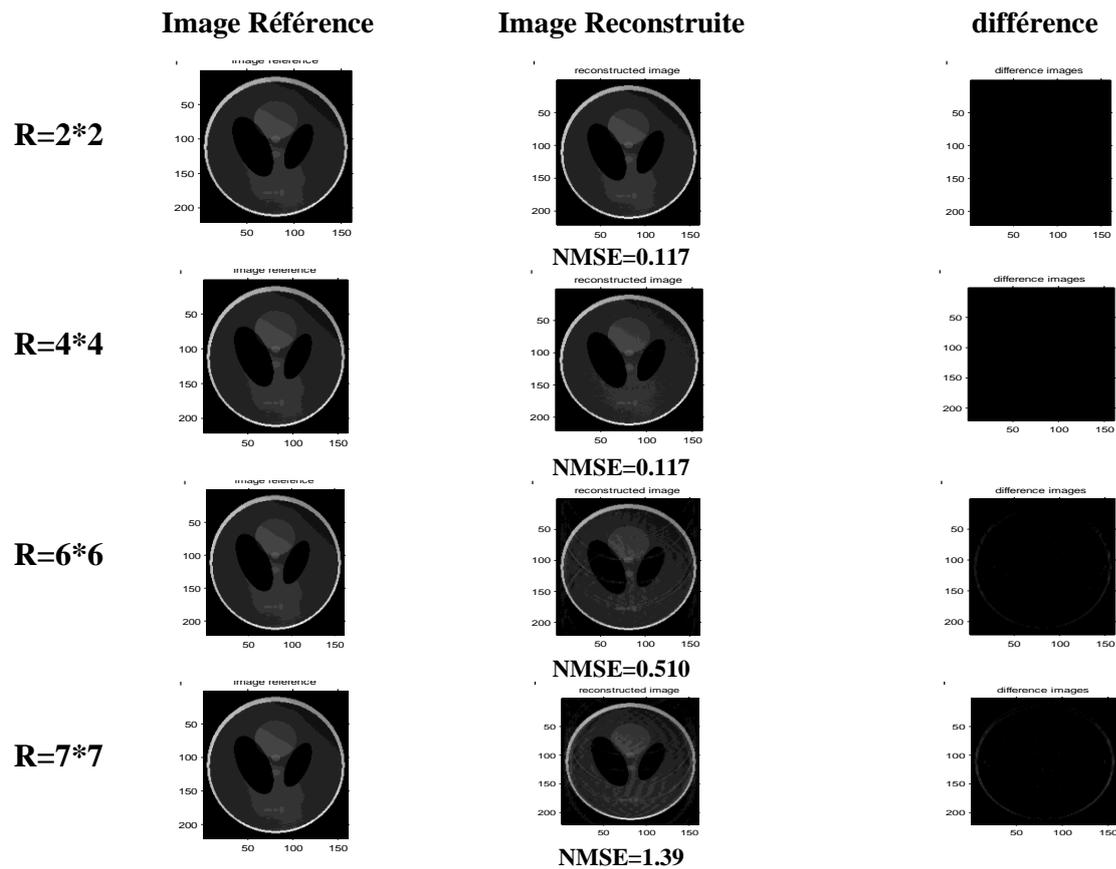


Figure (3.47) : Images reconstruites par GRAPPA en fonction de facteur d'accélération

### III.3.2.3.2. Expérience sur des données réelles

Dans cette partie nous allons utiliser une coupe d'image réelle du cerveau .on va essayer de calculer certain paramètre de performance (SNR, NMSE, MSSIM) en fonction du facteur d'accélération.

La figure (3.48) représente les images réelles reconstruites et leurs différences avec l'image de référence pour différents facteurs d'accélération  $R=2*2, R=4*4, R=6*6, R=8*8$ .

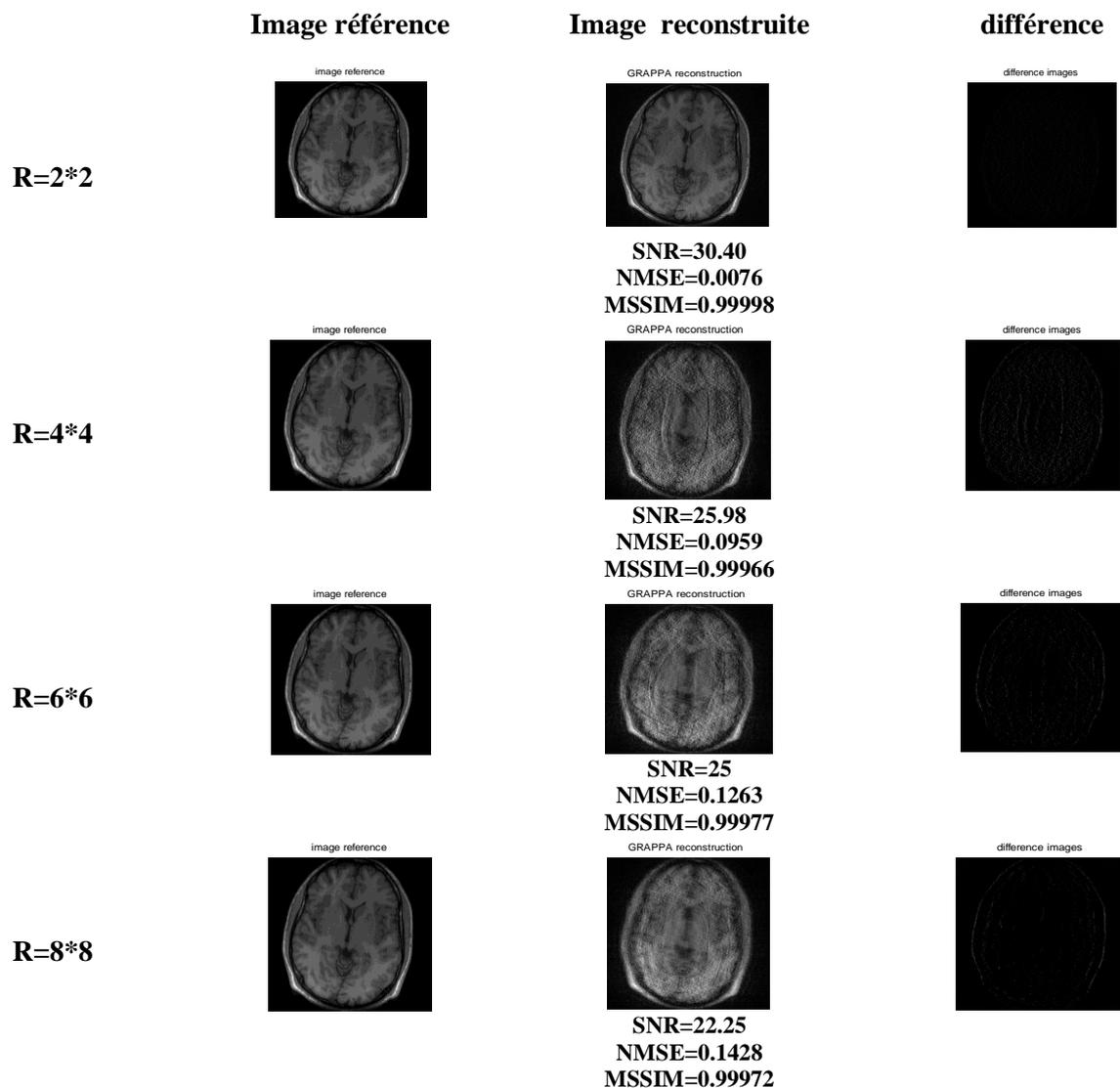


Figure (3.48) : Images reconstruites en fonction de facteur d'accélération

### III.3.2.4. GRAPPA 2D avec régularisation

On va tracer la courbe en L qui détermine le paramètre de régularisation

D'après la courbe, des multiples valeurs sont données et le paramètre optimal est montré automatiquement en haut, donc la valeur de régularisation=0.08811.

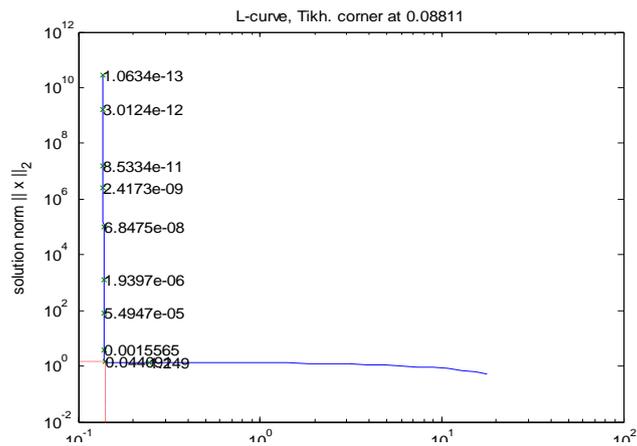


Figure (3.49) : courbe en L de GRAPPA

### III.3.2.4.1. Expérience sur l'image fantôme

Dans cette partie on va considérer une régularisation de Tikhonov avec le paramètre de régularisation = 0.08811.

Par la suite on va considérer les paramètres optimaux trouvés en haut : la taille de fenêtre = [5,5]. Lignes ACS = 20 pour tracer le développement des paramètres de performances

#### III.3.2.4.1.1. Rapport signal sur bruit (SNR)

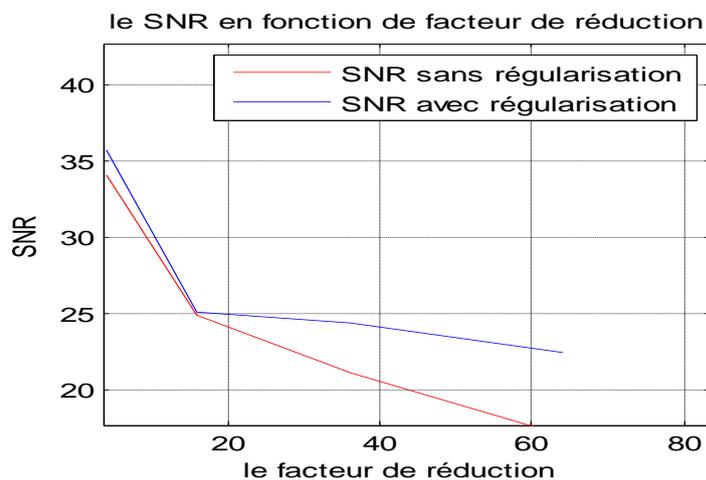


Figure (3.50) : SNR en fonction de facteur de réduction

La Figure (3.50) présente une diminution de SNR quand le R augmente.

## III.3.2.4.1.2. Erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE)

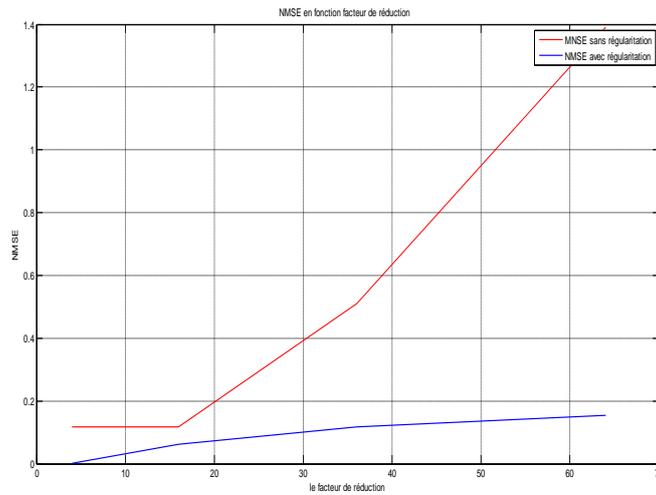


Figure (3.51). NMSE en fonction de facteur de réduction

La figure (3.51) illustre que l'erreur de reconstruction augmente avec R grand.

## III.3.2.4.1.3. Similarité Structurale (MSSIM)

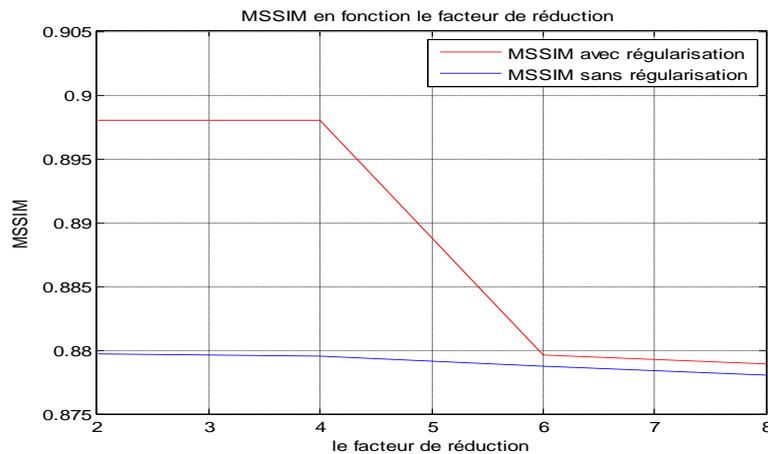


Figure (3.52) : MSSIM en fonction de facteur de réduction

La régularisation favorise la reconstruction en améliorant le rapport signal sur bruit et diminuant l'erreur de reconstruction et améliorant le MSSIM.

La Figure (3.53) suivante présente les images reconstruites avec régularisation.

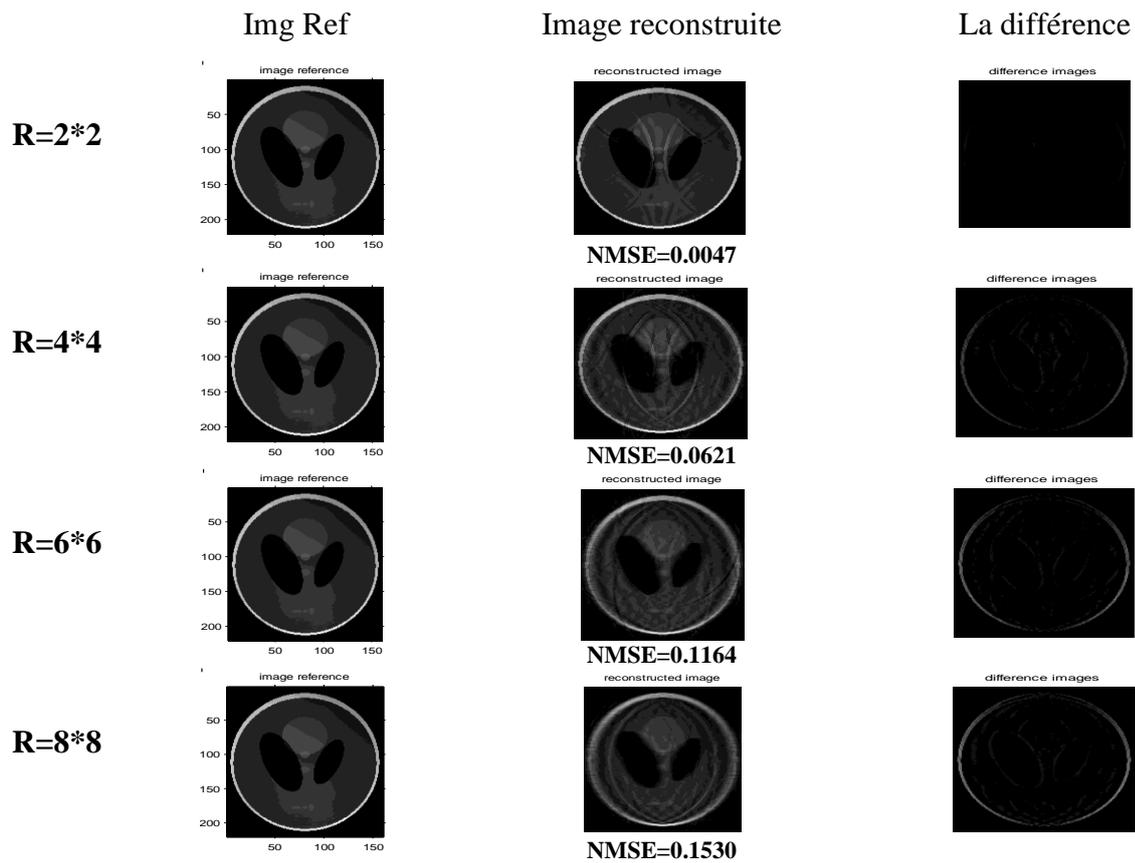


Figure (3.53) : Images reconstruites en fonction de facteur d'accélération

### III.3.2.4.2. Expérience sur des données réelles

Dans cette partie nous allons utiliser une coupe d'image réelle du cerveau .on va essayer de calculer certain paramètre de performance (SNR, NMSE, MSSIM) en fonction du facteur R

Tableau (3.1):SNR en fonction du facteur d'accélération R, avec et sans régularisation des images reconstruites.

R	2*2	4*4	6*6	8*8
SNR sans reg	30.40	25.98	25	22.25
SNR avec reg	35.04	32.35	32.10	28

## Chapitre III : Résultats de la méthode SENSE et GRAPPA

**Tableau (3.2):** NMSE en fonction du facteur d'accélération R, avec et sans régularisation des images reconstruites.

R	2*2	4*4	6*6	8*8
NMSE sans reg	0.0076	0.0959	0.1263	0.1428
NMSE avec reg	0.0057	0.0737	0.1074	0.1392

**Tableau (3.3):** MSSIM en fonction du facteur d'accélération R, avec et sans régularisation des images reconstruites.

R	2*2	4*4	6*6	8*8
MSSIM sans reg	0.99998	0.99966	0.099972	0.099977
MSSIM avec reg	0.99999	0.99975	0.99976	0.99975

Les résultats des tableaux montrent qu'en augmentant le facteur d'accélération total la qualité d'image se dégrade progressivement ce qui est prouvé par le fait que le SNR diminue et l'erreur de reconstruction augmente comme il est montré l'effet de la régularisation sur la reconstruction.

La figure (3.54) représente les images réelles reconstruites avec régularisation et leurs différences avec l'image de référence pour différents facteurs d'accélération  $R=2*2$ ,  $R=4*4$ ,  $R=6*6$ ,  $R=8*8$ .

On remarque la qualité des images reconstruites avec régularisation s'améliorent avec l'augmentation de facteur d'accélération et diminution de l'erreur de reconstruction.

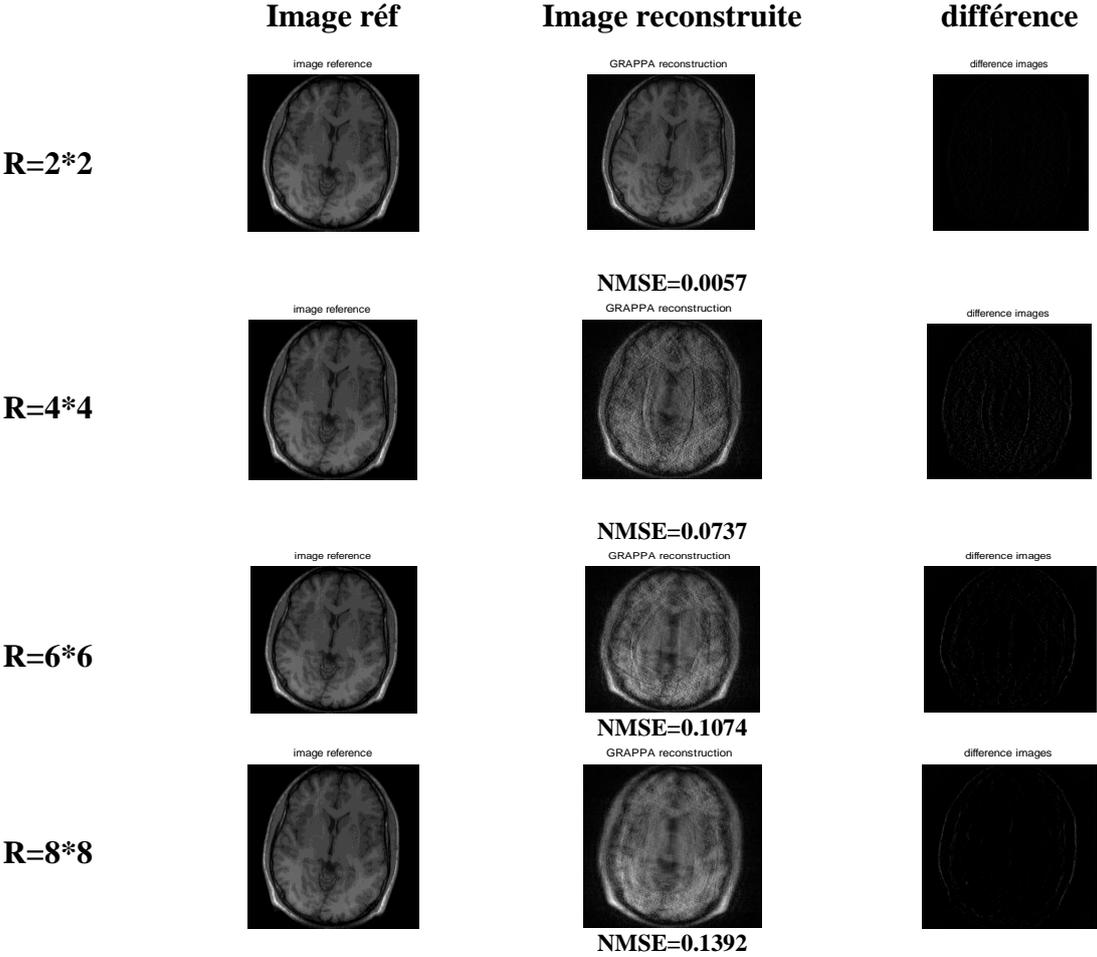
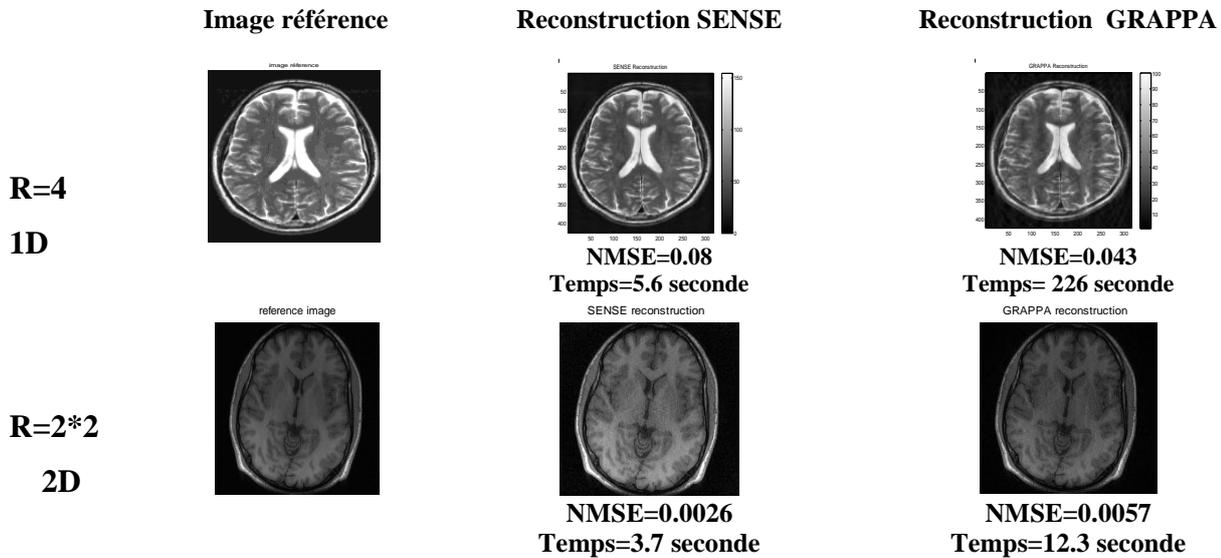


Figure (3.54) :Images reconstruites avec régularisation en fonction de facteur d'accélération

## III.3.3. Comparaison entre les méthodes de reconstruction SENSE et GRAPPA



**Figure (3.55) :** Comparaison entre GRAPPA 1D et SENSE 1D pour R=4, et GRAPPA 2D et SENSE 2D pour R=2\*2

La figure (3.55) expose une étude comparative entre les deux méthodes de reconstructions SENSE et GRAPPA. Pour les deux méthodes SENSE 1D et GRAPPA 1D nous avons choisi un facteur d'accélération R=4 (voir première ligne de la figure), GRAPPA présente une erreur de reconstruction optimale et une bonne qualité d'image cela est dû aux lignes d'auto calibration mises au centre d'espace k qui servent à remplir les lignes manquantes. Le temps de reconstruction (d'après les résultats de la première ligne) de la méthode GRAPPA est long comparant à celui de SENSE, ce qui nécessite l'implémentation de nouvelles méthodes rapide améliorant la qualité d'image.

Dans le cas des méthodes de reconstruction GRAPPA 2D et SENSE 2D, le facteur d'accélération choisi est de R=2\*2, le sous échantillonnage d'espace k se fait selon les deux directions (phase et fréquence), on observe que la méthode SENSE 2D présente de meilleurs résultats comparant à la méthode GRAPPA 2D. Cette amélioration est due à l'utilisation de lignes ACS au centre de l'espace k et aux cartes de sensibilités issus de la matrice d'autocalibration ce qui favorise la reconstruction SENSE dans un temps optimal.

D'autre part, on remarque que pour 1D : R=4, et en 2D le facteur R=2\*2 ce qui est équivalent à 4, mais les résultats donnés sont complètement différents où la qualité des images

## **Chapitre III : Résultats de la méthode SENSE et GRAPPA**

---

reconstruites par les méthodes en 2D est meilleur avec un minimum de temps de reconstruction.

### **III.4. Conclusion**

Dans ce chapitre nous avons présenté les résultats de la reconstruction SENSE 1D et GRAPPA 1D, nous avons prouvé que la méthode GRAPPA 1D permet d'améliorer la qualité de l'image par rapport à la méthode SENSE1D. Nous avons appliqué la régularisation de Tikhonov afin d'améliorer les résultats de la reconstruction SENSE 1D. Nous avons démontré que la régularisation a amélioré les résultats. Deux autres méthodes telles que la reconstruction GRAPPA 2D et SENSE2D ont été étudiées afin d'améliorer nos résultats. Nos résultats ont montré que la reconstruction SENSE 2D est beaucoup plus meilleure que celle de GRAPPA 2D, ceci est dû à l'utilisation d'une méthode itérative avec une carte de sensibilité plus lisse. Dans le chapitre suivant nous allons présenter les résultats de deux nouvelles approches SPIRIT et ESPIRIT.

IV.1. Introduction

Dont le but d'améliorer la reconstruction GRAPPA, nous nous intéresserons dans ce chapitre à des approches récentes et plus développées. Un temps d'acquisition réduit en utilisant un facteur d'accélération élevé détériore la qualité de l'image reconstruite par la méthode GRAPPA. Dans ces conditions, nous suggérons l'utilisation des techniques itératives telles que la reconstruction SPIRiT et ESPIRiT [47].

IV.2. Reconstruction SPIRiT

La reconstruction SPIRiT est une technique appliquée pour une meilleure suppression des artéfacts de repliement ainsi que pour une amélioration du rapport signal sur bruit.

La Figure (4.1) représente des algorithmes expliquant les différentes étapes de la méthode SPIRiT permettant de reconstruire une image.

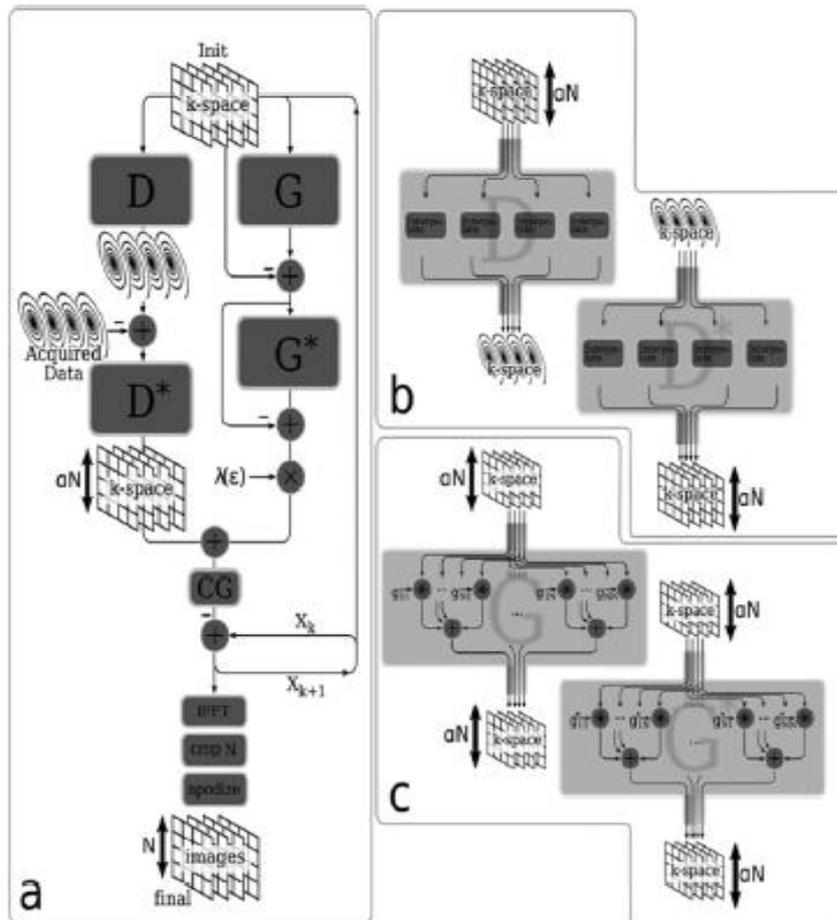


Figure (4.1) : Synoptique de la technique de reconstruction SPIRiT

Les espace  $k$  sont obtenus après la transformé de Fourier de l'image de référence en utilisant un réseau 4 bobines réceptrices. D'après l'algorithme, les espaces  $k$  prennent deux chemins.

Le chemin gauche permet le calcul du gradient de l'opérateur  $D$  qui est une interpolation de convolution d'une grille cartésienne échantillonné sur une grille non cartésienne (voir figure (4.1)). Son conjugué  $D^*$  représente une interpolation de convolution à partir d'une grille non-cartésienne vers une grille cartésienne échantillonné. Le chemin droit calcule le gradient de l'opérateur  $G$  qui effectue des convolutions des espaces  $k$  avec la taille des noyaux calibrés. Son conjugué  $G^*$  effectue les convolutions similaire.  $\lambda$  représente le paramètre de régularisation [48]. Le gradient est calculé par l'équation décrite en chapitre 2. Une transformée de Fourier inverse de la convolution d'interpolation des noyaux de l'espace  $k$  a été effectué afin d'avoir l'image reconstruite final.

### **IV.2.1. Résultats expérimentaux**

Pour les différentes simulations effectuées, deux types d'image ont été choisis comme des images de référence : L'image fantôme de type Shepp-Logan (SL) et l'image Brain réelle (décrite au chapitre 03). Les simulations ont été réalisées sous Matlab R2012a sur une un ordinateur Toshiba, RAM 2GO.

#### **IV.2.1.1 Images fantôme**

D'une façon similaire à la reconstruction SENSE 2D et GRAPPA 2D, nous allons étudier les paramètres d'entrées optimales appliqués à l'entrée de cet algorithme. Les paramètres d'entrées utilisés à ce niveau sont la taille de la fenêtre et le nombre d'itérations.

##### **IV.2.1.1.1. Nombre d'itération**

Nous avons essayé de reconstruire des images par les deux méthodes SPIRiT sans et avec régularisation et GPARRA, et de représenter la différence entre les images reconstruites et l'image de référence et ceci en changeant la taille de noyaux et le nombre d'itérations. Nous remarquons une convergence d'environ 10 à 12 itérations avec moins de sensibilité pour les différentes tailles de noyaux. Les résultats montrent que la reconstruction GRAPPA présente une faible erreur comparant à la reconstruction SPIRiT surtout pour des grandes tailles. La régularisation améliore la qualité de l'image reconstruite en présentant une faible erreur, la qualité de l'image a été étudiée en calculant le NMSE. Le nombre d'itération optimale qui présente moins d'erreur est bien le nombre 12.

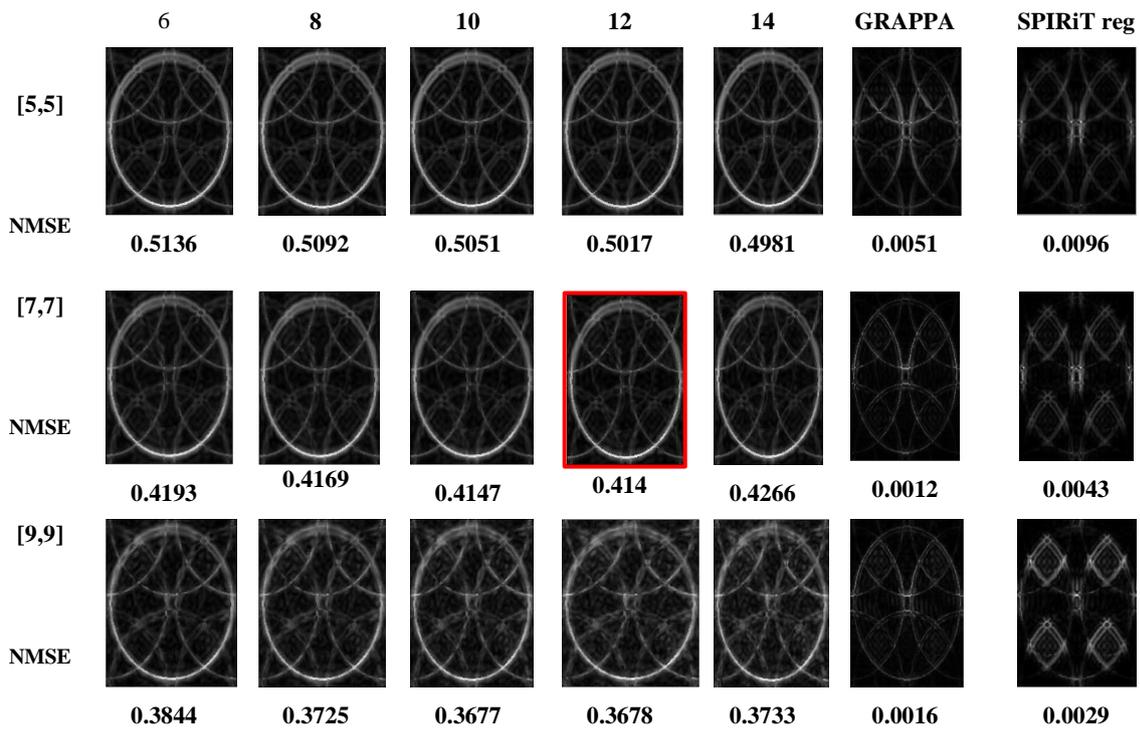
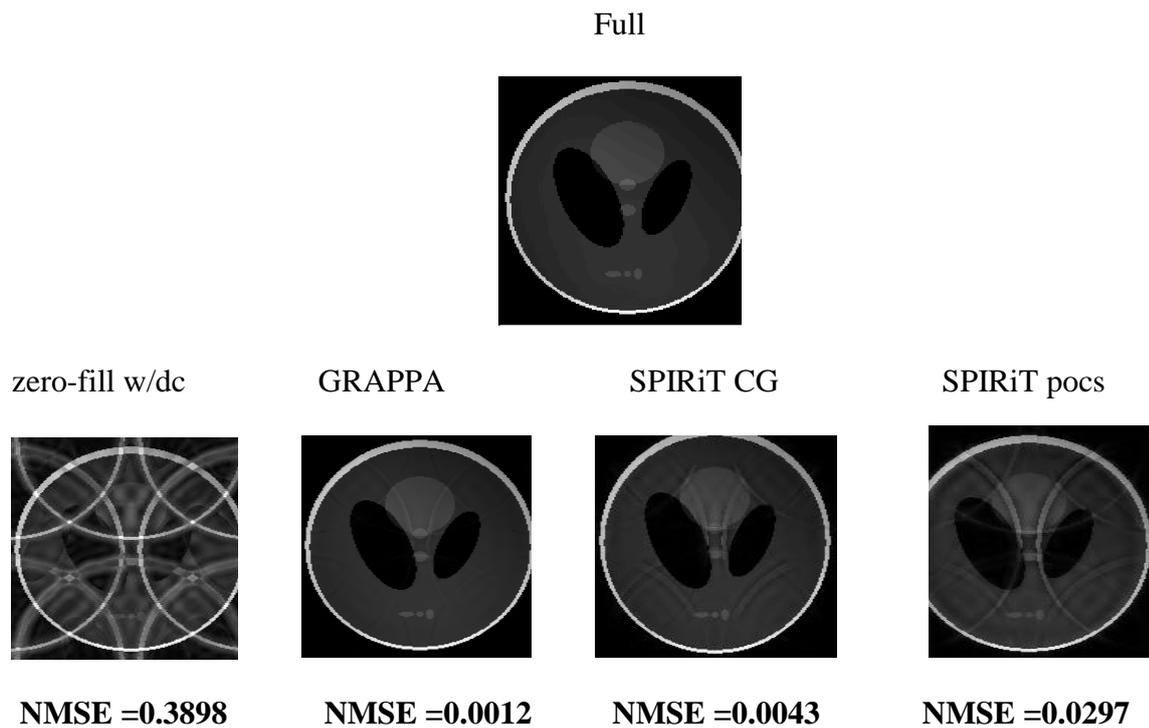


Figure (4.2) : Erreur quadratique en fonction du nombre d'itération et la taille de fenêtre

La figure (4.3) représente un exemple de reconstruction par les trois méthodes GRAPPA, SPIRiTTCG (reconstruction SPIRiT utilisant la méthode d'optimisation du gradient conjugué) et SPIRiTPOCS (reconstruction SPIRiT utilisant la méthode d'optimisation projection onto convex set (voir tableau (4.1)) en choisissant les paramètres optimaux étudiés ci-dessus et un facteur d'accélération de  $3 \times 3$ .



**Figure (4.3) :** Images reconstruites par comparaison des méthodes

D'après les résultats montrés par la figure (4.3), nous remarquons que le bon choix des paramètres d'entrée optimaux permet l'amélioration de la reconstruction GRAPPA, appliquée sur l'image fantôme, qui présente une erreur très réduite, la reconstruction SPIRiT CG permet une bonne reconstruction dans un temps réduit. Le remplissage d'espace  $k$  par des zéros présente plus d'artéfact et mauvaise qualité d'image.

Tableau (4.1) : Reconstruction en utilisant SPIRiT POCS

<p><b>Entrée :</b></p> <p>Y- mesures d'espace k de toutes les bobines.</p> <p>D- opérateur sélectionnant l'espace k acquis.</p> <p>DC- opérateur sélectionnant l'espace k non acquis.</p> <p>G- matrice obtenue à partir de calibration.</p> <p>errToll- arrêter la tolérance.</p> <p><b>Sortie :</b></p> <p><math>x_k</math> -l'espace k reconstruit pour toutes les bobines.</p> <p><b>Algorithme :</b></p> <p><math>x_0 = D^T y ; k=0</math></p> <p>Faire {</p> <p><math>k = k+1</math></p> <p><math>x_k = G x_{k-1}</math> % projection de cohérence de calibration</p> <p><math>x_k = D_c^T D_c x_k + D^T y</math> % projection de cohérence d'acquisition des données</p> <p><math>e = \ x_k - x_{k-1}\ </math> % critère d'arrêt</p> <p><math>x_k = x_{k-1}</math></p> <p>} pour <math>e &gt; \text{errToll}</math></p>
--

### IV.2.1.2. Image réelle

Dans cette section, nous allons appliquer l'image réelle à l'entrée de notre algorithme tout en étudiant les paramètres d'entrées optimaux permettant d'améliorer la qualité des images reconstruites.

#### IV.2.1.2.1. Nombre d'itérations

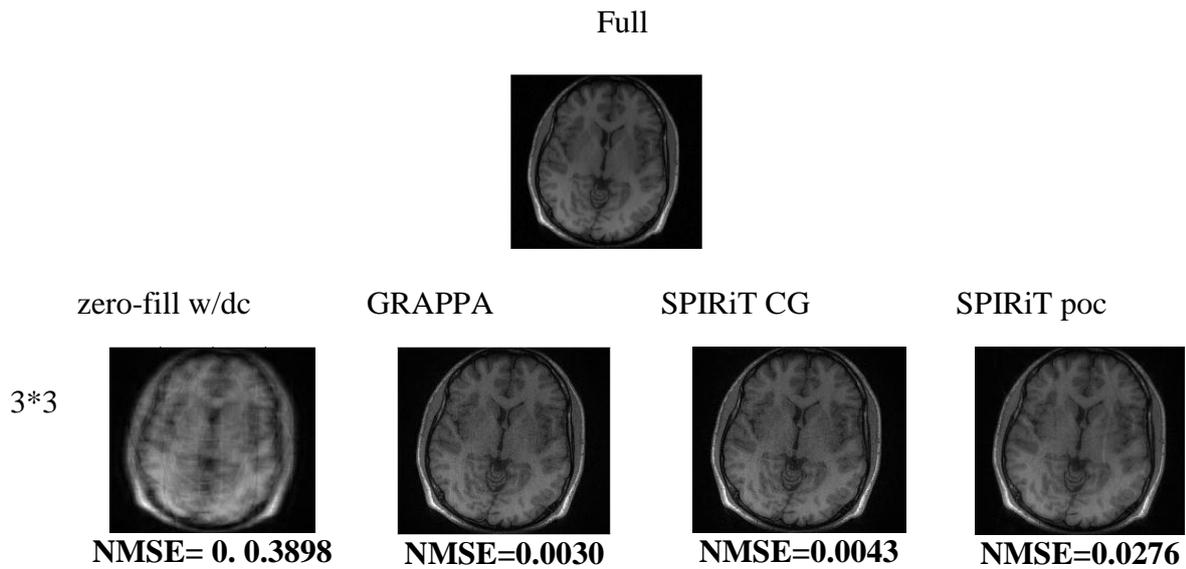
Nous avons essayé d'étudier la reconstruction d'image par les deux méthodes SPIRiT sans et avec régularisation et GRAPPA et nous avons représenté la différence entre les images reconstruites et l'image de référence en changeant la taille de noyaux et le nombre d'itérations. Les résultats convergent vers un nombre d'environ 14 itérations.

	6	8	10	12	14	GRAPPA	SPIR reg
[5,5]							
nmse	0.1767	0.1593	0.1466	0.1341	0.1191	0.0030	0.0043
[7,7]							
nmse	0.3252	0.3224	0.3239	0.3239	0.3256	0.0045	0.0045
[9,9]							
nmse	0.2796	0.2246	0.2010	0.1842	0.1800	0.0059	0.0042

**Figure (4.4) :** Erreur quadratique en fonction de nbr d'itération et la taille de fenêtre

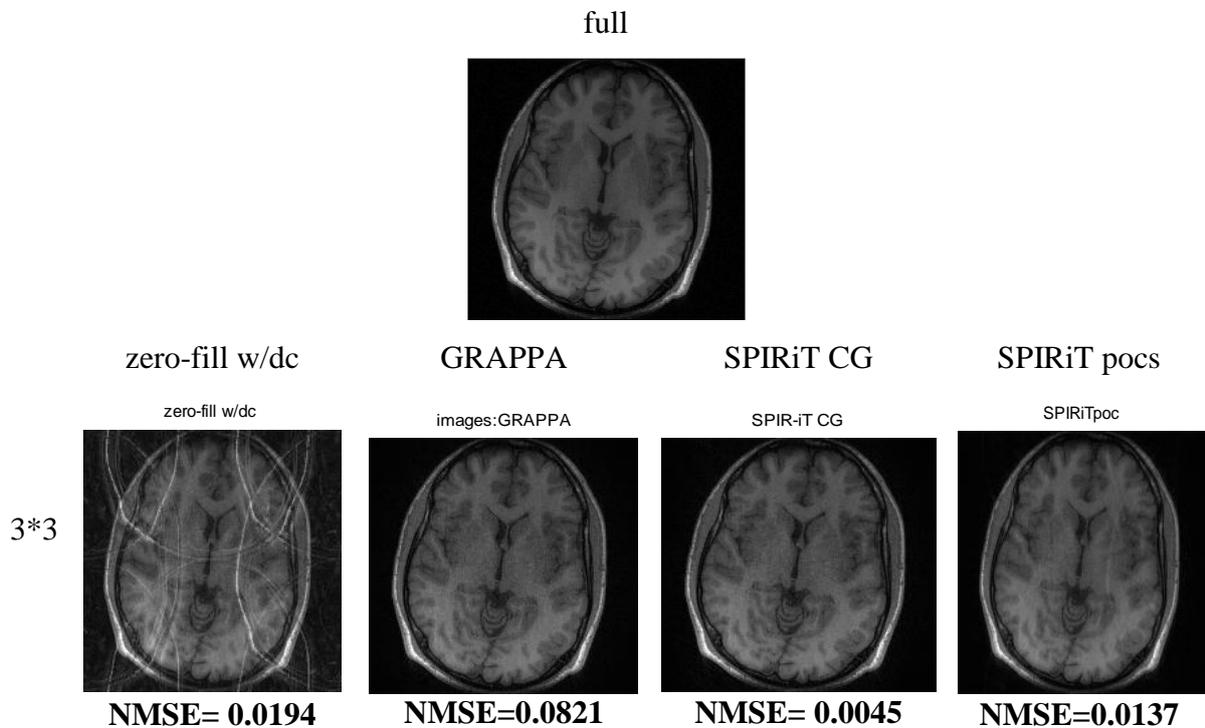
D'après les résultats de la figure (4.4), nous remarquons que les valeurs des paramètres optimaux ont changé. La taille [5,5] donne la plus petite erreur comparant aux autres tailles. Pour le nombre d'itération (sens horizontal), la valeur 14 présente un faible NMSE en utilisant une taille de [5,5]. GRAPPA présente une faible erreur comparant à SPIRiT mais la régularisation de cette dernière améliore la qualité de l'image reconstruite. Ceci est montré en utilisant le calcul du NMSE.

En appliquant ces paramètres à l'entrée de notre algorithme, nous avons essayé d'étudier un exemple de reconstruction par les trois méthodes SPIRiT CG, SPIRiT POCS et GRAPPA. La figure (4.5) représente ces images reconstruites.



**Figure (4.5) :** Images reconstruites en fonction d'accélération et comparaison des méthodes (14 itérations et [5,5] )

Maintenant nous allons présenter les images réelles reconstruites en prenant comme paramètres d'entrée 12 itérations et [7,7] taille de la fenêtre et puis faire une étude comparative entre les résultats obtenus:



**Figure (4.6) :** Images reconstruites par deux accélérations et comparaison des méthodes (12 itération et [7,7])

Nous remarquons que l'étude des paramètres d'entrées optimaux améliore les résultats de la reconstruction. GRAPPA a améliorée beaucoup plus la qualité de l'image reconstruite en réduisant le NMSE. L'utilisation de la taille [5,5] favorise la reconstruction et le temps d'exécution qui est environ 5.55 seconde tandis que [7,7] dure 5.95seconde. Aussi SPIRiT a amélioré ses résultats comparant aux résultats trouvés auparavant donc le choix de l'image d'entrée est très important ,si on remarque les résultats obtenus dans la figure (4.3) ou les paramètres d'entrée choisi à l'aide d'image fantôme et appliqué sur elle-même sont comparables au résultats de la figure (4.5) ou on a appliqué que l'image réelle.

### **IV.3. Reconstruction ESPIRiT**

Il s'agit d'une démonstration sur la façon de générer des cartes ESPIRiT et les utiliser pour effectuer la reconstruction ESPIRiT pour l'imagerie parallèle. ESPIRiT 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 [49]. L'organigramme de la figure (4.7) décrit ces étapes de reconstruction en choisissant en entrée une image référence de 8 bobines, un facteur d'accélération R, un nombre de lignes de calibration, une taille de noyaux, un seuil et un nombre d'itérations. L'algorithme permet l'acquisition de 8 images bobines, la combinaison entre ces images forme l'image reconstruite finale [50].

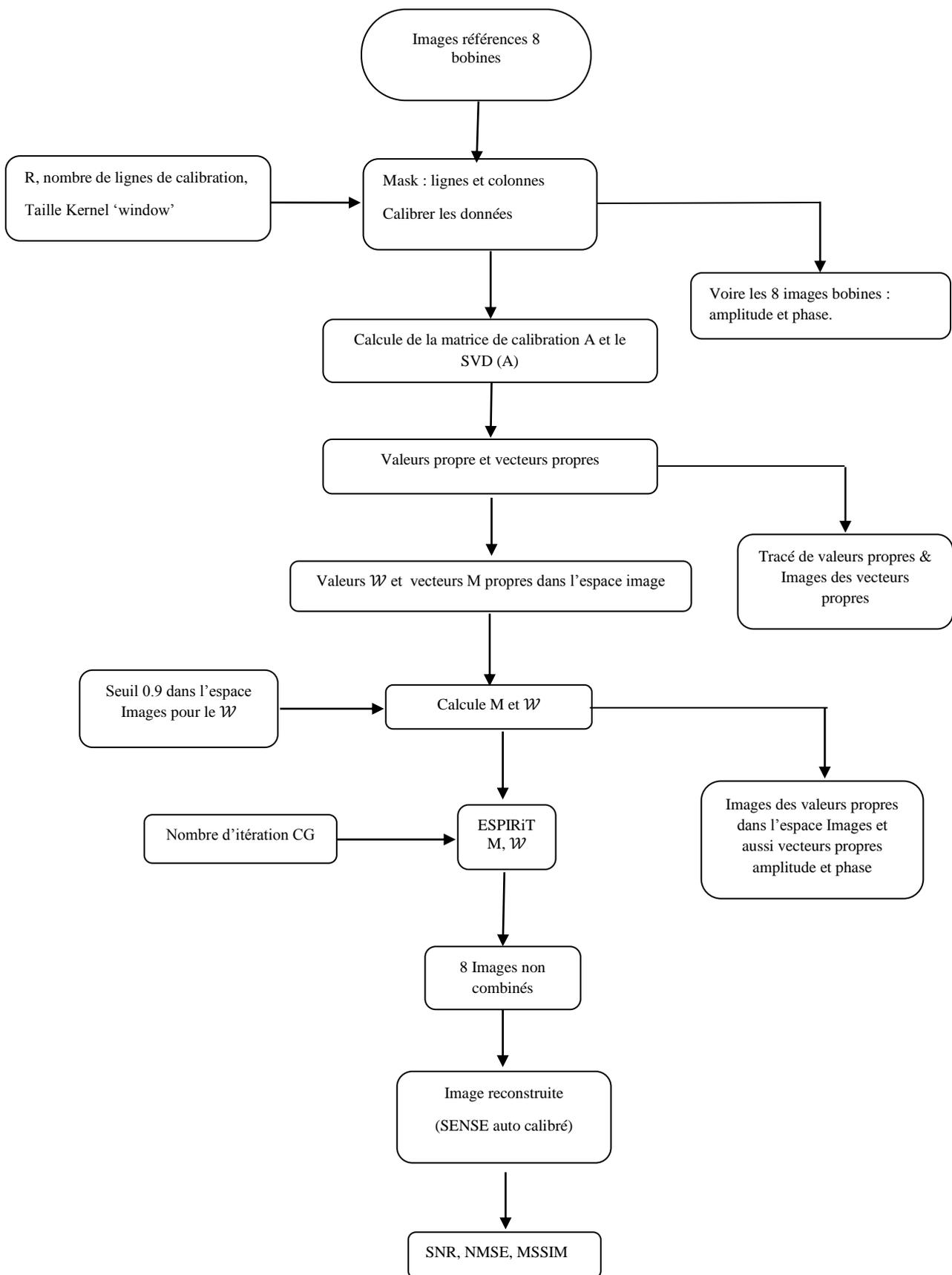
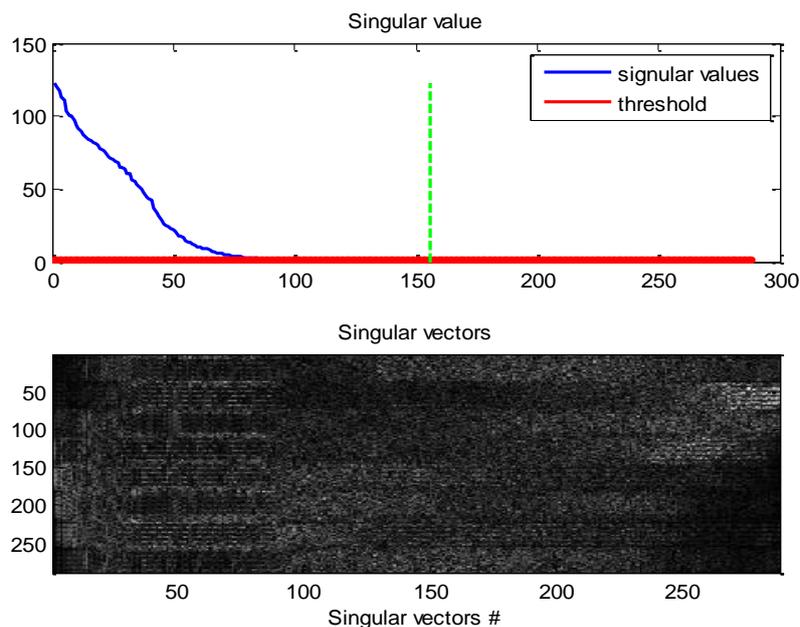


Figure (4.7) : Organigramme de la reconstruction ESPIRiT

### IV.3.1. Résultats expérimentaux

Les différentes simulations ont été faites sur un ordinateur (le novo) i-3, RAM 2GO. Pour les différentes simulations effectuées, deux types d'image ont été choisis comme des images de référence : l'image réelle Brain et un autre type d'image réelle à champ de vue inférieur à l'objet imagé et ceci afin de s'assurer des capacités de notre algorithme. Cette image a été acquise d'un scanner IRM 1,5 Tesla (GE, Waukesha, WI) en utilisant une bobine tête 8 canaux. Elle représente une coupe 2D de séquence écho de spin. L'image a été acquise avec les paramètres suivants: TR= 550 ms, TE=14 ms, taille de la matrice:  $320 \times 168$ , épaisseur de coupe : 3mm et un champ de vue (FOV) de  $200 \text{ mm} \times 150 \text{ mm}$  inférieur à l'objet imagé dans la direction d'encodage de phase.

La figure (4.8) représente les valeurs propres calculées à partir de la décomposition en SVD de la matrice de calibration A et en prenant un seuil de 0.9 donné par la Figure (4.8) a. La matrice des vecteurs propres V est représentée par la Figure (4.8) b. Les signaux de l'espace k sont présents dans le  $V_{\parallel}$  et ils sont nulle dans le  $V_{\perp}$  (voir chapitre2).



**Figures (4.8) :** Résultat de la décomposition en valeur singulière de A

La Figures (4.9) 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  $\sigma$  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  $5 \times 5$ . Pour différents seuil  $\sigma^2 = 10^{-k}$  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 [51]. Les deux extrêmes ont des erreurs dans la sensibilité. Bonne sensibilité peut être obtenue pour un intervalle entre  $\sigma^2 = 10^{-4} \dots 10^{-3}$ .

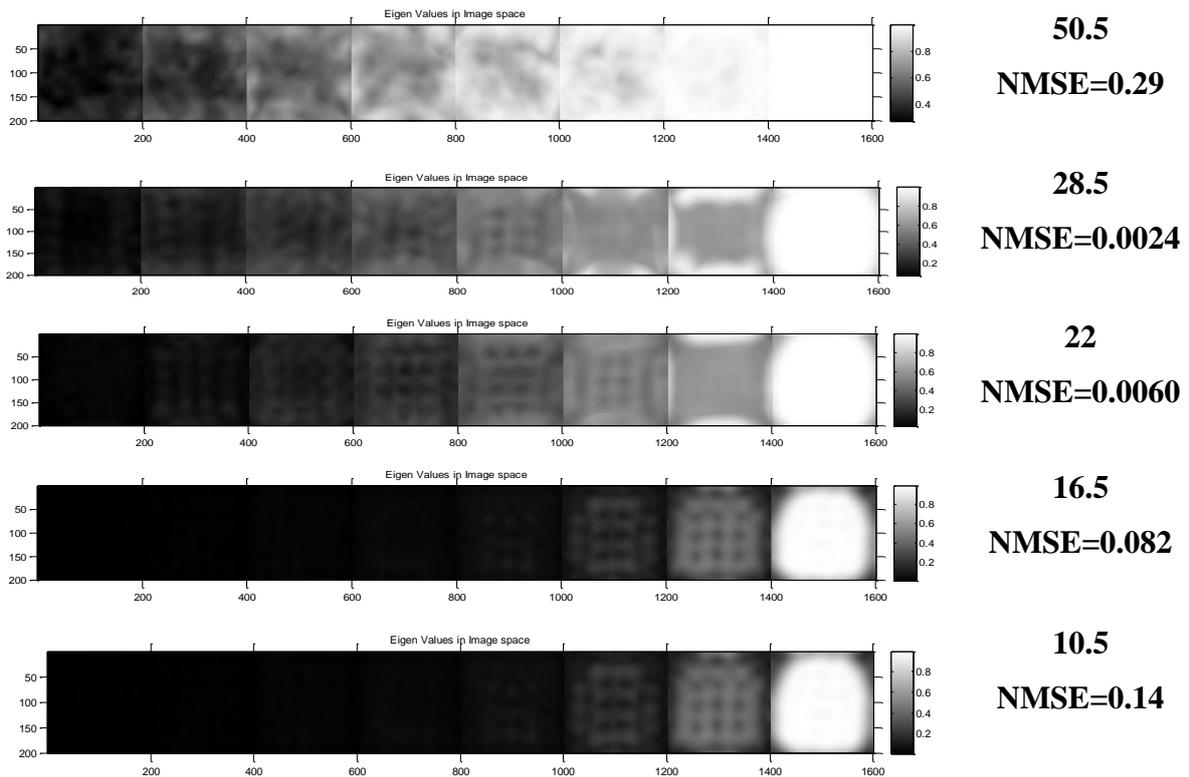
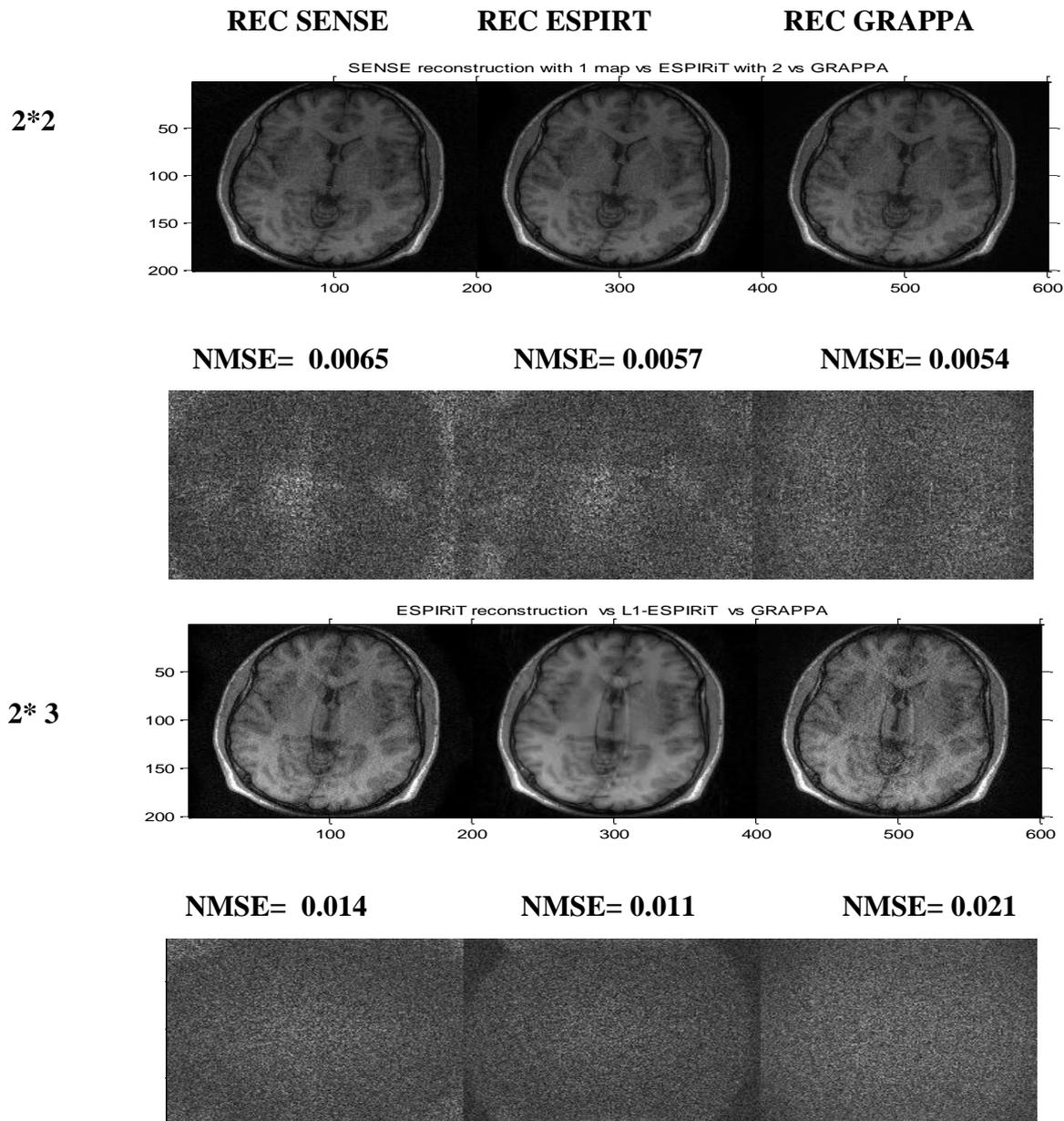


Figure (4.9) : Cartes de sensibilité en variant le nombre de noyaux.

La figure (4.9) montre que le maximum d'information est donné par la valeur  $10^{-4}$  correspond au minimum d'erreur quadratique et plus le seuil augmente plus la qualité se dégrade. Le seuil 0.01 présente meilleur résultat.

La Figure (4.10) représente les images reconstruites de l'image Brain par les méthodes SENSE, GRAPPA et ESPIRiT pour des facteurs d'accélération de  $2 \times 2$  et  $2 \times 3$ .



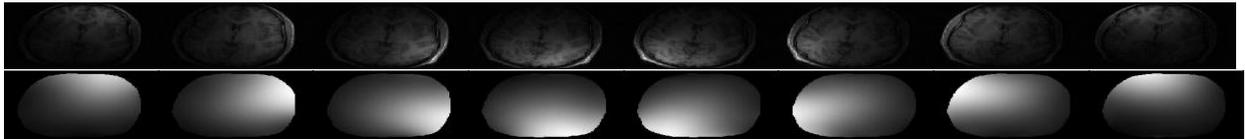
**Figure (4 .10) :** Comparaison entre les méthodes SENSE, GRAPPA, ESPIRiT avec différent facteur R

Les résultats montrent que la méthode GRAPPA présente une meilleure qualité de reconstruction avec moins d'erreur comparant aux autres méthodes de reconstruction et ceci pour un facteur d'accélération très réduit (2\*2). Si ce dernier augmente, la reconstruction ESIRIT améliore la qualité de l'image reconstruite avec moins d'erreur.

On applique maintenant une image repliée à l'entrée de notre algorithme

La figure (4 .11) présente les cartes de sensibilités avec un champ de vue complet comparé aux cartes de sensibilité avec un FOV réduit :

### Maps from Full FOV Calibration



### Maps from 1D Folded FOV Calibration



### Maps from 2D Folded FOV Calibration

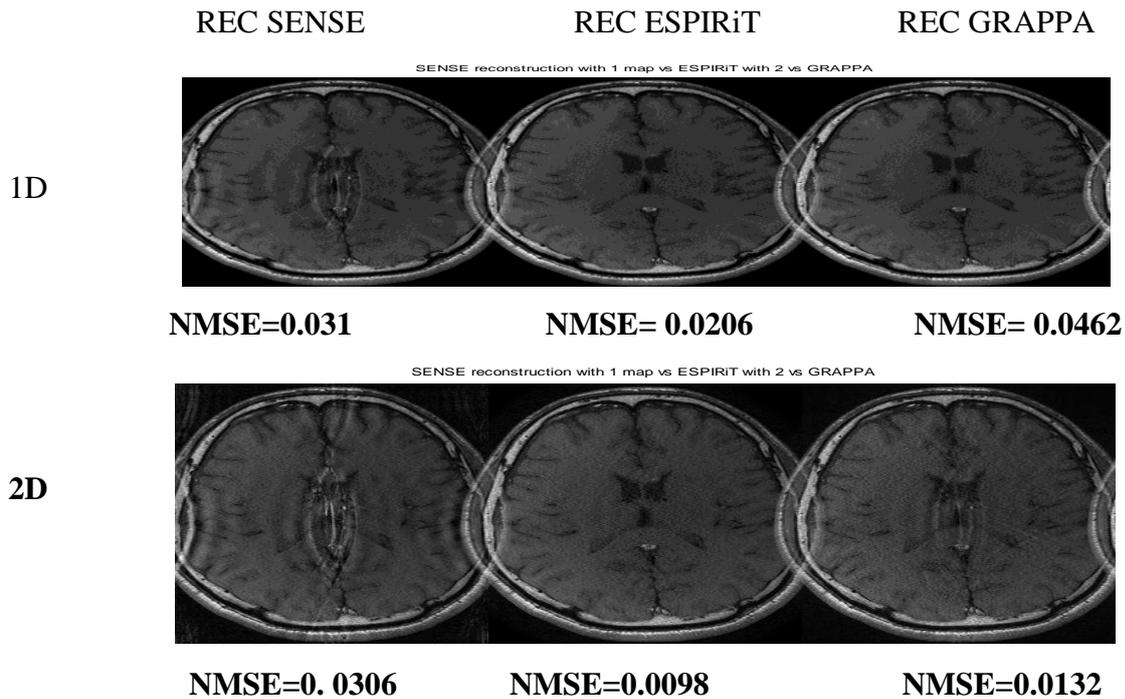


**Figure (4.11) :** Effet de FOV complet et réduit pour estimer les cartes

Si le champ de vue couvre l'image entière, il existe qu'une seule valeur propre « =1 » à chaque position spatiale et une seule carte de sensibilité.

quand le FOV est inférieur que l'image ;il y'a de multiple valeur « =1 » pour chaqu'une est associée une carte de sensibilité pour représenter les données( à la position où valeur « =1 » le vecteur correspondant a la structure de carte de sensibilité).cette approche est une outil pour estimer les cartes explicitement qui peuvent être utilisées par SENSE et ESPIRiT ,comme méthodes de calibration la reconstruction est mieux en 1D qu' en 2D où le résultat présentent un grand artéfact de repliement[52].

La figure (4.12) représente les images reconstruites par les trois méthodes SENSE GRAPPA et ESPIRiT pour différents types d'échantillonnage : sous échantillonnage unidimensionnelle et bidimensionnelle



**Figure (4.12) :** Images reconstruites avec FOV réduit pour 1D et 2D

Dans le cas où le FOV est inférieur à l'objet imagé, les cartes ne peuvent pas représenter le signal correctement, les images reconstruites présentent des artefacts sévères au centre d'image. Les images reconstruites par les méthodes SENSE 1D et ESPIRiT 1D présente de faible NMSE comparant à la méthode GRAPPA. Les méthodes GRAPPA 2D et ESPIRiT 2D ont la capacité de reconstruire le centre de l'image correctement comparant à la méthode SENSE.

#### IV.4. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les résultats de la reconstruction SPIRiT en choisissant les paramètres d'entrées optimaux tels que le nombre d'itération et la taille de noyaux à partir d'une image réelle. Pour la méthode ESPIRiT nous avons étudié la valeur optimale du seuil dans le but d'avoir le maximum d'information dans les vecteurs propres représentant les cartes de sensibilités. Dans notre travail, nous avons essayé d'améliorer la reconstruction GRAPPA à cause de sa simplicité et sa rapidité aussi c'est une méthode non itérative. En choisissant des paramètres d'entrée optimaux : un nombre de 14 itérations et une taille de noyaux de [5,5], les résultats ont montré que la reconstruction GRAPPA donne de bons résultats comparant aux autres méthodes de reconstruction.

En revanche, les résultats ont montré que la reconstruction GRAPPA échoue lorsqu'on applique des images repliées à l'entrée de notre algorithme.

### Conclusion générale

l'imagerie par résonance magnétique réalise des images de l'intérieure du corps grâce à un aimant très puissant et à des ondes radio qui traversent le corps sans danger (comme celle du poste radio à la maison), cet aimant permet de mesurer les propriétés magnétiques des tissus. Cependant la production d'une image compréhensible et interprétable par le médecin reste pénible et oblige l'intervention de traitement délicat, ceci motive les spécialistes à apercevoir de solution fiable au problème de reconstruction d'image.

dans ce projet fin d'étude nous avons focalisé notre étude sur la reconstruction d'images provenant d'appareil d'IRM parallèle qui est plus rapide et offre une haute résolution spatio-temporelle, tout est fait après le sous échantillonnage de l'espace  $k$  (champ de vue réduit par rapport à l'objet imagé). Nous avons débuté par appliquer la méthode SENSE1D qui nécessite le calcul de la carte de sensibilité. Les images bobines repliée sont combinées avec cette dernière afin d'avoir une image dépliée. Certains paramètres de performance (SNR, NMSE et MSSIM) ont été mesurés en fonction du facteur de réduction  $R$  afin d'étudier la qualité des images reconstruites. Les limitations de cette méthode nous a motivé pour concevoir une méthode de régularisation de type Tikhonov afin d'améliorer nos résultats. Nous avons implémenté le tracé de la courbe en  $L$  dans notre algorithme, cela nous a permis de choisir la valeur optimal du paramètre de régularisation.

Dans le but de résoudre le problème d'estimation de cartes de sensibilité, nous avons introduit une deuxième méthode dite GRAPPA 1D basant sur les lignes d'auto calibration acquises au centre de l'espace  $k$ . Cette méthode offre des images de bonnes qualités grâce aux lignes d'auto calibration mises au centre d'espace  $k$ . Deux autres méthodes ont été développées par la suite telles que SENSE 2D et GRAPPA 2D. Le sous échantillonnage se fait selon les deux directions (phase et fréquence), L'étude des paramètres de performance montrent que SENSE 2D présente des résultats favorables comparant au GRAPPA 2D. La reconstruction SENSE 2D est une méthode itérative qui permet de minimiser l'erreur de reconstruction, elle est améliorée par l'utilisation de lignes d'auto calibration au centre de l'espace  $k$  et elle utilise des cartes de sensibilité plus lisses acquises de la matrice de calibration. Les deux méthodes ont été capables de reconstruire l'image en un temps très réduit comparant aux méthodes unidimensionnelles.

Dans la suite de notre travail nous avons étudié deux autres méthodes plus développées telles que SPIRiT et ESPIRiT. Dans la méthode SPIRiT, les paramètres d'entrées ont été étudiés en fonction des mesures du NMSE. A partir de ces mesures, nous avons choisi les paramètres

optimaux permettant de réaliser des images de bonne qualité. Dans la méthode ESPIRiT, les valeurs et les vecteurs propres calculés à partir de la matrice de calibration contiennent toutes les informations, le vecteur parallèle contient les signaux et le vecteur perpendiculaire représente l'espace nul. Dans cette partie, nous avons présenté les cartes de sensibilité en fonction de plusieurs valeurs de seuil afin de déterminer la valeur optimale de seuil représentant l'information maximale.

Les méthodes itératives SPIRiT et ESPIRiT sont très complexes exigeant un temps de calcul élevé. Pour ces raisons nous avons essayé d'améliorer la reconstruction GRAPPA. Les paramètres d'entrées influent considérablement sur la qualité de l'image reconstruite par la méthode GRAPPA. Pour cela nous avons essayé d'étudier le NMSE en fonction de ces paramètres. Les résultats montrent que le choix des paramètres optimaux a beaucoup amélioré la qualité de l'image reconstruite par la méthode GRAPPA.

La méthode GRAPPA a été améliorée en choisissant un paramètre de régularisation optimal et ceci pour la raison de sa simplicité et sa rapidité. Les résultats montrent que la méthode GRAPPA présente une meilleure qualité de reconstruction avec moins d'erreur comparant aux autres méthodes de reconstruction et ceci pour un facteur d'accélération très réduit ( $2 \times 2$ ). Si ce dernier augmente, la reconstruction ESIRIT devient plus pertinente mais elle n'est pas capable de supprimer l'effet de repliement présenté dans l'image source.

## GLOSSAIRE

**Acquisition parallèle** \_\_\_ technique qui consiste à utiliser la sensibilité des antennes de surface, en association avec le facteur de réduction des lignes (et colonnes en 2d) dans le but de réduire le temps d'acquisition.

**Antennes** \_\_\_ bobinage de conducteur visant à recevoir ou à émettre des signaux de radiofréquence.

**Artéfacts** \_\_\_ perturbation de l'image d'origine diverses se traduisant par l'apparition de fausses images.

**Bloch (équation de Bloch)** \_\_\_ équation élémentaires décrivant l'évolution de l'aimantation des spins (dont le T1 et le T2) en fonctions de champ magnétique.

**Bruit** \_\_\_ variation aléatoires du signal ne comportant pas d'information utile et d'origine diverse (notamment au sein de la chaîne d'instrumentation)

**Champ de vue** ou (FOV Field of view) \_\_\_ surface couverte par une image .les champs de vue larges utilisés pour le corps entier font 42 cm de côté environ.

**Codage en fréquence** \_\_\_ Processus d'application de gradient de champ magnétique selon un axe donné, dans le but de faire correspondre à chaque position sur cet axe une valeur de fréquence propre des spins.

**Codage en phase** \_\_\_ technique de codage spatial le long d'un axe, résultant de l'application d'une série de gradient encodeur le long de cet axe. En imagerie habituelle, 128 à 256 pas d'encodage en phase sont appliquées à l'échantion pour pouvoir construire une image.

**Contraste** \_\_\_ différence d'intensité du signal entre deux objets dans une image. On parle de contraste T1 ou T2 selon que l'image considérée est pondéré en T1 ou en T2 (autre contraste la densité protonique).

**Densité protonique** \_\_\_ nombre de protons visibles en IRM par unité de volume. Exerce peu d'influence sur le contraste des images comparativement au T1 et au T2 .les séquences d'écho de spin avec TR long et TE court conduisent à des contrastes en densité de protons.

**Echantionnage** \_\_\_ opération de mesure d'un signal électrique .la fréquence d'échantionnage correspond au nombre de mesure effectués par seconde .le temps d'échantionnage c'est la durée durant laquelle des mesures sont effectués.

**Facteur d'accélération** \_\_\_ en technique d'acquisition parallèle, il s'agit du facteur (R) déterminant la réduction du nombre de lignes (et colonnes en 2D) du plan de fourrier de l'image, qui est à l'origine du repliement et, par conséquent, du gain de temps d'acquisition.

**FID (free induction decay)** \_\_\_ signal d'induction libre décroissant selon le temps T2\* faisant suite à l'application d'une impulsion d'excitation.

**GRAPPA**\_\_ technique d'acquisition parallèle comprenant l'acquisition supplémentaire de lignes centrales du plan de fourrier destiné à la calibration.

**Limite de Nyquist**\_\_ fréquence d'échantionnage d'un signal nécessaire pour éviter de transformer les hautes fréquences de ce signal en basses fréquences (donc éviter le repliement) .par exemple pour appréhender correctement un signal de 20KHZ la fréquence d'échantionnage minimale (limite de Nyquist) doit être de 40 KHZ.

**Rapport signal /bruit(SNR)** \_\_ rapport entre l'intensité du signal étudié et l'écart type du bruit de fond. Plus ce rapport est élevé meilleur est la qualité d'image.

**Repliement ou (aliasing)** \_\_artéfact apparaissant lorsque l'objet exploré est plus grand que le champ de vue : la portion hors champ de l'objet se projette du coté controlatéral de l'image .il se produit dans les deux directions : codage de phase et de fréquence.

**SENSE (sensitive encoding)** \_\_\_\_ technique d'acquisition parallèle, avec reconstruction dans le domaine image, dans laquelle la connaissance des profils de sensibilité des antennes permet de déplier une image, volontairement repliée, pour réduire le temps d'acquisition.

**Suréchantionnage (over sampling)** \_\_\_\_ technique consistant à accroître la fréquence d'échantionnage du signal ou à accroître le nombre de ligne du plan de fourrier.

**Temps d'acquisition**\_\_ durée tac nécessaire pour achever l'acquisition d'une image :

$Tac=TR*Np*Nex$ (avec TR=le temps de répétition séparant chaque excitation, Np=nombre de pas de codage de phase ou nombre de ligne de la matrice, Nex= nombre d'excitation).

### Références bibliographiques

- [1] A. Abragam, “Les principes du magnétisme nucléaire”, chapitre 1–3, Institut National des Sciences et Techniques Nucléaires, Saclay, 1961.
- [2] D. Hoa, A. Micheau, G. Gahide, E. La Bars, P. Taourel, “L’IRM pas à pas”, Edition noir et blanc, Septembre 2007.
- [3] F. Bloch, W. Hansen, M. Packard, “Nuclear induction”, Phys. Rev, 69(3-4):127, Feb 1946.
- [4] B. Cagnac, JP. Faroux, “Lasers. Interaction lumière-atomes”, EDP Sciences, Les Ulis, 2002.
- [5] <http://www.imaios.com/fr/e-cours/e-MRI/RMN/spin-nucléaire>.
- [6] F. Balezeau, “Développements méthodologiques en IRM dynamique vers la Caractérisation des états précancéreux et cancéreux du foie”, décembre 2011.
- [7] B. Kastler, “comprendre l’IRM”, manuel d’auto-apprentissage, 5ème édition, novembre 2003.
- [8] J. L. Prince, JM. Links, “Medical Imaging: Signals and Systems in Medical Imaging: Signals and Systems”, ed Upper Saddle River, New Jersey, Pearson Prentice Hall, pp. 379-464, 2006.
- [9] A. Desgrez, J. Bittoun, I. Idy-Peretti, “Bases physiques de l’IRM”, Masson, Paris, 1994.
- [10] JP. Grivet, “Méthodes numériques appliquées pour le scientifique et l’ingénieur”, chapitre 11, EDP Sciences, Les Ulis, 2ième édition, 2013.
- [11] HC. Torrey, “Transient nutations in nuclear magnetic resonance”, Phys. Rev, 76:1059–1068, 1949.
- [12] G. Bodenhausen, R. Freeman, G. Morris, “A simple pulse sequence for selective excitation in Fourier transform NMR”, J. Magn. Reson, 23:171–175, 1976.
- [13] G. Morris, R. Freeman, “Selective excitation in Fourier transform nuclear magnetic resonance”, J. Magn. Reson, 29:433–462, 1978.
- [14] R. Freeman, “Selective excitation in high-resolution NMR”, Chem. Revs, 91:1397–1412, 1991.
- [15] D. Canet, J. Brondeau, C. Roumestand, “Analytical expressions for the DANTE pulse sequence”, J. Magn. Reson, A117:103–108, 1995.
- [16] WS. Hinshaw, AH. Lent, “An introduction to NMR imaging: From the Bloch equation to the imaging equation”, In Proc. IEEE, Vol 71 338-350, 1983.

- [17] W. Kyriakos, L. Panych, D. Kacher, C. Westin, S. Bao, R. Mulkern, F. Jolesz, “Sensitivity profiles from an array of coils for encoding and reconstruction in parallel (SPACE RIP)”, *Magn Reson Med* 2000,44:301–308.
- [18] F.W. Wehrli, “Fast scan magnetic resonance: Principles and applications”, New York, Raven Press, 1991.
- [19] T. Liu, L.R. Frank, E.C. Wong, R.B. Buxton, “Detection power, estimation Efficiency, and predictability in event-related fMRI Neuroimage”, 13(4):759–73, 2001.
- [20] A. Pons, J. Malo, J.M. Artigas, P. Capilla, “Image quality metric based on multidimensionnel contrast perception models”, *Displays*, vol.20, pp. 93–110, 1999.
- [21] A. Josiane, “Reconstruction d’images de résonance magnétique à partir de l’espace  $k$  partiel”, Thèse doctorat, 2007.
- [22] P. C. Hansen, 1994. Regtools.  
<http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/loadFile.do?objectId=52&objectType=file>
- [23] F. Bloch, W. Hansen, M. Packard, “The nuclear induction experiment”, *Phys. Rev*, 70(7-8):474–485, Oct 1946.
- [24] A. Iles, A. Bessaid, “Reconstruction en imagerie parallèle : méthode SENSE”, Biomeic, 2012.
- [25] S. El mrini, “Etude de la performance de l’imagerie en parallèle combinant l’encodage de sensibilité et l’écho de spin écho planaire”, thèse de doctorat, 2012.
- [26] M. Blaimer, F. Breuer, M. Mueller, R. Heidemann, M.A. Griswold, P. Jacob, “SMASH, SENSE, PILS, GRAPPA: how to choose the optimal method. *Top Magn Reson Imaging*”, 15:223–36, 2004.
- [27] N. Seiberlich, F. Breuer, R. Heidemann, M. Blaimer, M.A. Griswold, P. Jakob, “Reconstruction of undersampled non-Cartesian data sets using pseudo-Cartesian GRAPPA in conjunction with GROG”, *Magn Reson Med*, 59:1127–1137, 2008.
- [28] 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
- [29] A.N. Tikhonov, V.Y. Arsenin, “Solutions of Ill-Posed Problems”, John Wiley & Sons, 1977.
- [30] B. Liu, L. Ying, M. Steckner, J. Xie, J. Sheng, “Regularized SENSE reconstruction using iteratively refined total variation method”, IEEE 2007.

- [31] I.dragonu, “imagerie rapide par IRM pour le monitoring des thermo thérapies”, Thèse de doctorat, 08 Décembre 2009.
- [32] MA.Griswold, PM.Jakob, RM. Heidemann, M.Nittka , V.Jellus , J.Wang , “ Generalized autocalibrating partially parallel acquisitions (GRAPPA) ”, Magn Reson Med 47(6):1202–1210, 2002.
- [33] PB.Roemer , WA.Edelstein ,CE Hayes ,SP. Souza , OM.Mueller , “The NMR phased array”, MagnReson Med ,16:192–225, 1990.
- [34] JR.Kelton , R.Magin, SM.Wright. “An algorithm for rapid image acquisition using multiple receiver coils”, In: Proc., SMRM, 8th Annual Meeting, Amsterdam, p. 1172, 1989.
- [35] DK.Sodickson ,WJ. Manning, “ Simultaneous acquisition of spatial harmonics (SMASH): Fast imaging with radiofrequency coil arrays”, Magn Reson Med 1, 38:591–603, 1997.
- [36] KP.Pruessmann, M. Weiger, MB.Scheidegger, P.Boesiger, “SENSE: Sensitivity encoding for fast MRI”, Magn Reson Med, 42:952–962, 1999.
- [37] M.Lustig , J. M. Pauly, “SPIRiT: Iterative self-consistent parallel imaging reconstruction from arbitrary k-space”, Magn Reson Med. 64, pp. 457-471, 2010.
- [38] E.Yeh ,C .McKenzie ,M. Ohliger ,D. Sodickson . “ Parallel magnetic resonance imaging with adaptive radius in k-space (PARS): constrained image reconstruction using k-space locality in radiofrequency coil encoded data”, Magn Reson Med, 53:1383–1392, 2005.
- [39] C.Liu ,R.Bammer ,M. Moseley. “Parallel imaging reconstruction for arbitrary trajectories using k-space sparse matrices (kSPA) ”, Magn Reson Med, 58:1171–1181, 2007.
- [40] M.Lustig ,JM.Pauly , SPIRiT: “Iterative self-consistent parallel imaging reconstruction from arbitrary k-space”, Magn Reson Med ,64:457-471, 2010 .
- [41] M. Uecker, P.Lai, M J. Murphy, P.Virtue, JM .Elad, Pauly, S.Vasanawala, M.Lustig, “ESPIRiT: an eigenvalue approach to autocalibrating parallel MRI: Where SENSE meets GRAPPA”, Magn Reson Med,doi: 10.1002/mrm.24751, 2013.
- [42] W.Liu, X.Tang , Y.Ma , JH.Gao, “Improved parallel MR imaging using a coefficient penalized regularization for GRAPPA reconstruction”,MagnResonM,d,doi: 10.1002/mrm.24344, 2012.
- [43] M.Uecker. “Nonlinear Reconstruction Methods for Parallel Magnetic Resonance Imaging”, PhD thesis, Georg-August-Universität Göttingen, 2009.

## Références bibliographiques

---

- [44] M.Lustig , P.Lai ,M Murphy , SS.Vasanawala ,M. Elad , J.Zhang ,JM. Pauly . “An eigen-vector approach to autocalibrating parallel MRI, where SENSE meets GRAPPA”,Proceedings of the 19th Annual Meeting of the ISMRM, Montreal,. p. 479, 2011.
- [45] J.Zhang ,C Liu C,ME. Moseley , “Parallel reconstruction using null operations”, Magn Reson Med, 66:1241-1253, 2011.
- [46] Z. Wang, P.Eero, Simoncelli ,C. Alan , Bovik, “multi-scale structural similarity for image quality assessment”, 9.12.2003
- [47] Z. Wang, AC. Bovik, Fellow, HR.Sheikh ,P.Eero, Simoncelli, “Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity”, 4 APRIL 2004.
- [48] M.Uecker,P. Lai,MJ. Murphy,P. Virtue, M.Elad,JM. Pauly, SS.Vasanawala ,M. Lustig, ESPIRiT{ an eigenvalue approach to autocalibrating parallel MRI: Where SENSE meets GRAPPA,MagnReson,Med,doi:10.1002/mrm.24751,2010.  
<http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/mrm.24751/abstract>.
- [49] MCA.cKenzie,EN.Yeh, MA.Ohlinger, MD.Price, DK.Sodickson, “Self-calibrating parallel imaging with automatic coil sensitivity extraction”, Magn Reson Med, 47:529-538, 2002.
- [50] P.Lai, M.Lustig, AC.Brau, S.Vasanawala , PJ.Beatty, M.Alley, “E\_icient L1SPIRiT reconstruction(ESPIRiT) for highly accelerated 3d volumetric MRI with parallel imaging and compressed sensing” Proceedings of the 18th Annual Meeting of the ISMRM, Stockholm, p. 345, 2010.
- [51] 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, 27-29 Octobre 2014.
- [52] A. Iles, A. Bessaid, “Quality of GRAPPA Reconstruction in Parallel Imaging”,The 2nd World conference on Complex Systems (WCCS14) , Agadir-Morocco 10-12 Novembre, 2014.

## Résumé

Ce travail de projet de fin d'études consiste à développer des méthodes de reconstruction pour l'IRM parallèle avec l'introduction de contrainte pour régulariser le problème d'inversion. La question qui se pose en IRM classique est la recherche du meilleur compromis entre le rapport signal sur bruit et le temps, de ce fait l'IRM parallèle résout ce problème par sa rapidité et la reconstruction fidèle de l'image à partir des données sous-échantillonnées d'espace  $k$ .

Quatre méthodes ont été proposées dans cet axe, la méthode SENSE qui sert à combiner les images bobines repliées avec la carte de sensibilité afin d'avoir une image dépliée. La méthode GRAPPA qui fait le remplissage d'espace  $k$  grâce aux poids calculés par les lignes d'autocalibration. La méthode SPIRIT qui représente un problème inverse régi par les deux contraintes de cohérences, cohérence de calibration et cohérence de données. Et enfin la méthode ESPIRIT qui utilise des cartes de sensibilité trouvées à partir de la décomposition en valeur singulière de la matrice de calibration. Les résultats montrent que la reconstruction GRAPPA 1D et SENSE 1D présentent une insuffisance qui sera récupérée par l'implémentation d'autres méthodes telles que la méthode SPIRIT, ESPIRIT, GRAPPA 2D et SENSE 2D. Les méthodes de régularisation sont très importantes pour avoir un problème bien posé.

**Mots clés :** Imagerie parallèle, SENSE, GRAPPA, SPIRIT, ESPIRIT.

This work graduation project is to develop reconstruction methods for MRI parallel with the stress introduction to regularize the inversion problem. The question that arises in conventional MRI is looking for the best compromise between SNR and time; hence the parallel MRI solves this problem with its speed and faithful reconstruction of the image from the data sub-sampled  $k$ -space.

Four methods have been proposed in this axis, the SENSE method used to combine images, folded coils with sensitivity map to keep an unfolded image. The GRAPPA method that the gap filling  $k$ -space through the weights calculated by the lines self-calibration. The SPIRIT method represents an inverse problem governed by the two constraints of coherence, coherence with calibration and coherence with data acquisition. And finally the ESPIRIT method using sensitivity maps found from the singular value decomposition of the calibration matrix. The results show that the reconstruction GRAPPA 1D and SENSE 1D show a deficiency that will be recovered by implementing other methods such as SPIRIT, ESPIRIT, GRAPPA 2D and SENSE 2D . Regularization methods are very important to have a well-posed problem.

**Key words:** parallel imaging, SENSE, GRAPPA, SPIRIT, ESPIRIT.