



Université Abou Bakr Belkaid de Tlemcen

**Faculté de Technologie
Département de Génie Biomédical**

MEMOIRE DE PROJET DE FIN D'ETUDES

pour l'obtention du Diplôme de

MASTER en GENIE BIOMEDICAL

Spécialité : Imagerie Médicale

Présenté par : ZAABTA Djihane

OBTIMISATION POUR LA RESOLUTION DU PROBLEME DE L'ECHANTILLONNAGE COMPRESSE APPLIQUE A LA RECONSTRUCTIONS DES IMAGES IRMP

Soutenu le 24 juin 2018 devant le Jury

M.	LAZZOUNI Mohamed Amine	MCB	Université de Tlemcen	Président
Mme	ILES Amel	MCB	Université de Tlemcen	Encadreur
Mme	LAZZOUNI Sihem	MCB	Université de Tlemcen	Examinatrice

Année universitaire 2017-2018

Résumé

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) est une technique d'imagerie non invasive et non ionisante qui permet d'imager et de discriminer les tissus mous grâce à une bonne sensibilité de contraste issue de la variation de paramètres physiques spécifique à chaque tissu. L'inconvénient principal de cette technique est qu'elle nécessite un temps d'acquisition relativement lent.

L'imagerie parallèle est apparue pour accélérer l'acquisition des données et donc réduire la durée d'examen et ainsi améliorer le confort du sujet, diminuer les coûts, limiter les distorsions dans l'image. L'échantillonnage compressé permet de sous-échantillonner l'espace-k, et de reconstruire une image de bonne qualité en utilisant une hypothèse de parcimonie de l'image dans une base d'ondelettes. Ce mémoire vise à associer l'échantillonnage Compressé, l'analyse par décomposition et seuillage des coefficients d'ondelettes avec la méthode de reconstruction L1-SPIRiT.

Mots clés : Imagerie parallèle, Échantillonnage compressé (EC), SPIRiT, ondelette, seuillage.

المخلص:

التصوير بالرنين المغناطيسي هو تقنية تصوير غير باضعة و غير مؤينة يمكنها تصوير و تمييز الأنسجة الرخوة مع حساسية تباين جيدة من تغيرات محددة في الأنسجة. العيب الرئيسي لهذه التقنية هو أنها تتطلب وقت بطيئاً نسبياً. التصوير المتوازي يعمل على تسريع عملية الحصول على البيانات و بالتالي تقليل مدة الفحص وبالتالي تحسين راحة المريض و خفض التكاليف و الحد من التشوهات في الصورة. تسمح عملية أخذ العينات المضغوطة بإعادة بناء صورة ذات جودة جيدة باستخدام بفرضية الموجات، و التحليل عن طريق استخدام عتبة فرضية الموجات. يهدف هذا المشروع إلى ربط التقنية L1-SPIRiT بمعاملات الموجات.

الكلمات المفتاحية : الموجات، العتبة، SPIRiT، التصوير المتوازي، أخذ العينات المضغوطة

Abstract

Magnetic resonance imaging (MRI) is a noninvasive and non-ionizing imaging technique that can image and discriminate soft tissue with good contrast sensitivity from tissue-specific variation in physical parameters. The main disadvantage of this technique is that it requires a relatively slow acquisition time. Parallel imaging has appeared to accelerate data acquisition and thus reduce the duration of examination and thus improve the comfort of the subject, reduce costs, limit distortions in the image. Compressed sampling makes it possible to subsample the k-space, and to reconstruct a good quality image by using a parsimony hypothesis of the image in a wavelet basis. This thesis aims at associating the EC, the analysis by decomposition and thresholding of the coefficients of wavelets with the reconstruction method L1-SPIRiT.

Key words: Parallel imaging, Compressed sampling (EC), SPIRiT, wavelet, thresholding.

Remerciement

En préambule à ce mémoire nous remerciant ALLAH qui nous aide et nous donne la patience et le courage durant ces longues années d'étude. Nous souhaitant adresser nos remerciements les plus sincères aux personnes qui nous ont apporté leur aide et qui ont contribué à l'élaboration de ce mémoire ainsi qu'à la réussite de cette formidable année universitaire.

Ces remerciements vont tout d'abord au corps professoral et administratif de la Faculté de technologie pour la richesse et la qualité de leur enseignement et qui déploient de grands efforts pour assurer à leurs étudiants une formation actualisée.

Nous tenant à remercier sincèrement Madame ILES qui, en tant que encadreur de mémoire, s'est toujours montrée à l'écoute et très disponible tout au long de la réalisation de ce mémoire, ainsi pour l'inspiration, l'aide et le temps qu'elle a bien voulu nous consacrer et sans qui ce mémoire n'aurait jamais vu le jour.

Je tiens à exprimer toute ma gratitude aux membres du jurys

Monsieur LAZZOUNI qui me fait l'honneur de présider ce jury.

Madame LAZZOUNI pour son encouragement apprécié qu'il n'a cessé de me prodiguer.

On n'oublie pas nos parents pour leur contribution, leur soutien et leur patience.

*Enfin, nous adressons nos plus sincères remerciements à tous nos proches et amis, qui nous ont toujours encouragés au cours de la réalisation de ce mémoire.
Merci à tous et à toutes.*

Table des matières

Table des matières	4
Liste des figures :	6
Introduction générale :	8
1. Introduction.....	10
2. Imagerie Par Résonnance Magnétique(IRM) Parallèle	10
2.1. Imagerie Par Résonnance Magnétique(IRM) standard.....	11
2.2. Les constituants de l'IRM et leur rôle.....	11
2.3. Principes physiques de l'IRM standard	14
2.3.1. Magnétisme et atome	15
2.3.2. Résonance et signal.....	16
2.3.3. Phénomène de relaxation :	17
2.4. Formation d'une Image IRMp :	20
2.4.1. Reconstruction d'image IRM standard :	20
2.4.2. Espace K :	20
3. Imagerie Parallèle :	26
4. La méthode de reconstruction SENSE :	27
5. La Méthode de reconstruction GRAPPA :	29
6. Conclusion :	30
1. Introduction :	32
2. SPIRiT:	32
3. Reconstruction L1-SPIRiT :	33
4. Échantillonnage compressé :	34
4.1. Décomposition de signaux en ondelettes :	36
4.2. Transformée en ondelettes :	37
4.3. Exemples d'ondelettes :	38
4.4. Transformée en ondelettes de signaux en deux dimensions :	40
5. Débruiter une image	42
5.1. Seuillage :	43
6. Reconstruction en ondelette 2D :	44
1. Introduction :	47
2. Langage et données utilisés :	47
2.1. MATLAB :	47
2.2. Images réelles du cerveau :	47
3. Paramètres d'évaluations :	48
3.2. Information de bord transféré (TEI) :	48
3.3. Erreur relative de la norme L 2 (RLNE) :	49

3.4. Erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) :	49
3.5. Indice de similarité structurelle moyen	49
3.6. Technique de mesure de la qualité de l'image par l'utilisation de l'indice SSIM :	51
4. Résultats expérimentaux :	51
4.1. Reconstruction SPIRiT :	51
4.2. Reconstruction L1-SPIRiT :	52
4.3. Résultats de l'algorithme proposé :	54
4.3.1. Analyse de niveau de décomposition	54
4.3.2. Premier niveau de résolution.....	54
4.3.3. Deuxième niveau de résolution :	56
4.3.4. Décomposition inverse:	57
4.3.5. Type de l'ondelette :	60
4.3.6. Type du seuil (dur-doux) :	61
5. Conclusion :	62
Conclusion générale :	63
Références bibliographiques :	Erreur ! Signet non défini.

Liste des figures :

Figure 1.1:IRM fermé, IRM ouvert

Figure I.2 : Tunnel de l'aimant.

Figure I.3: Schéma Fonctionnel de l'IRM.

Figure I.4: Moment magnétique μ et son orientation en l'absence de champs magnétique.

Figure I.5: Orientation du moment magnétique μ en présence de champs magnétique.

Figure I.6: Orientation de la magnétisation du proton sous l'effet de champs magnétiques.

Figure I.7: Mesure de T1 (constante de temps de la repousse de la composante longitudinale M_z après une impulsion de 90 degré).

Figure I.8: Mesure de T2.

Figure I.9: Signaux temporel et fréquentiel.

Figure I.10: acquisition standard.

Figure I.11 :sous échantillonnage de l'espace K

Figure I.12: Un objet 1D avec deux sources de signal à deux endroits différents .

Figure I.13: Imagerie parallèle.

Figure I.14: Reconstruction SENSE.

Figure I.15: reconstruction GRAPPA.

Figure II.1:L'algorithme POCS.

Figure II.2 : Signal parcimonieux avec 5 coefficients non nuls

FigureII.3:Décomposition ondelettes 1D

FigureII.4:pavage du plan temps-fréquence et du plan temps-échelle.

Figure II.5:Divers types d'Ondelettes.

Figure II.6: Ondelettes de Meyer

Figure II.7:Ondelettes symlettes .

FigureII.8:Décomposition ondelettes 2D

FigureII.9:décomposition d'une image bobine IRM (1^{er} niveau)

FigureII.11:Courbe du seuillage doux.

FigureII.11:Courbe du seuillage doux.

FigureII.12:Reconstruction ondelettes 2D

Figure II.13: Reconstruction de l'image bobine décomposée (1^{er} niveau)

Figure III.1 : image des données réelles Brain_8ch.

Figure III.2 : Reconstruction d'image réelle Brain_8ch par la méthode SPIRiT . a) image référence, b) image reconstruite.

Figure III.3: Reconstruction d'image réelle Brain_8ch par la méthode L1-SPIRiT. a) image référence, b) image reconstruite.

Figure III.5: décomposition en ondelettes de type 'bior3.7'.

Figure III.6: Décomposition en ondelettes de type 'db1'

Figure III.7: Décomposition en ondelettes au deuxième niveau.

Figure III.8 : (a) Approximations et détails de l'image. (b) Image reconstruite.

Figure III.9 : **(a)** reconstruction après une décomposition de 1 niveau. **(b)** reconstruction après une décomposition de 2 niveaux. **(c)** reconstruction après une décomposition de 3 niveaux. **(d)** reconstruction après une décomposition de 5 niveaux. **(e)** reconstruction après une décomposition de 7 niveaux.

Figure III.10 : Images reconstruites en utilisant différents types d'ondelettes.

Figure III.11 : Reconstruction d'image en utilisant différents types de seuil.

(a) seuil doux. (b) seuil dur.

Introduction générale :

L'Imagerie par résonance magnétique (IRM) est l'une des techniques d'imagerie médicale les plus récentes, elle permet de visualiser avec une grande précision les organes et les tissus mous, dans différents plans de l'espace. Son inconvénient majeur est qu'elle nécessite un temps de balayage lent. L'IRM parallèle (IRMp) est une méthode développée au cours des dernières décennies pour réduire la durée de balayage. L'IRMp exploite l'information spatiale complémentaire de plusieurs bobines réceptrices. Un ensemble bien conçu de bobines réceptrices combiné à un algorithme de reconstruction (SPIRiT) adéquat permet de réduire le temps de balayage, tout en préservant les détails de l'image et le contraste. L'accélération obtenue avec l'IRMp est due au fait que plusieurs mesures sont enregistrées en parallèle par plusieurs bobines, alors que l'IRM classique, reposant sur une seule bobine de mesure, nécessite plus de temps pour obtenir les données nécessaires à l'imagerie.

La méthode de l'échantillonnage compressé (EC) et plus précisément, l'analyse par décomposition en ondelette est une autre méthode de reconstruction qui est très efficace permettant d'avoir des images de haute qualité avec un temps d'acquisition court. Au cours de ce mémoire nous allons présenter notre contribution relative à la méthode L1-SPIRiT en étudiant le débruitage par seuillage des coefficients d'ondelettes.

Dans le premier chapitre, nous allons présenter une vue théorique sur l'IRM classique et l'IRM parallèle. Nous allons définir par la suite quelques méthodes de reconstruction utilisées en imagerie parallèle (SENSE, GRAPPA).

Dans le deuxième chapitre, nous allons mettre l'accent sur la méthode de reconstruction SPIRiT, L1-SPIRiT, l'EC, la décomposition en ondelettes et le débruitage par seuillage des coefficients en détaillant la théorie des ondelettes et le seuil dur et doux.

Finalement, dans le troisième chapitre, nous allons décrire les résultats obtenus par la méthode SPIRiT et l'association de cette dernière avec l'échantillonnage compressé (L1-SPIRiT) nécessitant la décomposition en ondelette. A cet effet, nous allons étudier le débruitage par seuillage des coefficients d'ondelettes en détaillant l'influence des différents paramètres tels que le niveau de décomposition, le type de l'ondelette et le type du seuil (dur/doux) sur l'image reconstruite. Nous allons aussi étudier les paramètres de performance que nous avons utilisés pour évaluer la qualité des images reconstruites.

Chapitre I : Imagerie Parallèle

1. Introduction

L'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) est une modalité d'imagerie médicale qui permet de créer des images avec un contraste des tissus mous réglable pour l'évaluation anatomique et fonctionnelle. Alors que l'IRM a été utilisée en clinique pour faire des images de toutes les parties du corps, le principal inconvénient de l'IRM est qu'il faut un temps relativement long pour capturer toutes les données nécessaires pour faire une image par rapport à la tomodensitométrie ou échographie. Pour certains types d'analyse, l'acquisition des données nécessaires peut prendre plusieurs minutes. Les longs temps de scan sont inconfortables pour les patients et introduisent un potentiel de mouvement, ce qui provoque des artefacts dans les images. Les longs temps d'acquisition rendent également difficile l'acquisition d'images de structures qui bougent (par exemple, le cœur) ou dans lesquelles le contraste change avec le temps (par exemple, le sang qui coule dans un examen d'angiographie par résonance magnétique).

L'avènement de l'imagerie parallèle a changé la façon dont l'IRM est utilisée dans la clinique. L'imagerie parallèle est un moyen robuste d'accélérer l'acquisition de données IRM, ce qui rend l'IRM possible comme méthode d'imagerie pour de nombreux nouveaux types d'applications cliniques. Ce chapitre présente les concepts de base de l'imagerie parallèle et explique comment il a été mis en œuvre sur les scanners IRM cliniques. À cette fin, les bases de la collecte de données IRM et de l'espace k sont décrites et le concept d'aliasing dans les images MR est introduit. Les deux méthodes d'imagerie en parallèle les plus couramment utilisées sur les scanners cliniques aujourd'hui, le codage de sensibilité (SENSE) et l'auto-calibration généralisée des acquisitions partiellement parallèles (GRAPPA) sont détaillées. Les artefacts qui peuvent survenir à la suite de l'utilisation de l'imagerie parallèle sont présentés, ainsi que des stratégies pour identifier et atténuer ces artefacts.

2. Imagerie Par Résonance Magnétique(IRM) Parallèle

L'IRM parallèle et l'IRM classique partagent le même principe de fonctionnement, ce sont des techniques d'imagerie médicale permettant d'obtenir des vues en deux ou en trois dimensions de l'intérieur du corps de façon non invasive avec une résolution en contraste relativement élevée. L'imagerie parallèle est une nouvelle technique d'imagerie basée sur le principe de l'imagerie par résonance magnétique (IRM), elle utilise plusieurs bobines au lieu d'une seule.

2.1.Imagerie Par Résonance Magnétique(IRM) standard

L'imagerie par Résonance Magnétique (IRM) est une technique d'imagerie médicale apparue au début des années 1980. Elle fournit des images (en 2D ou en 3D) en coupe de l'intérieur d'un corps vivant. Elle permet de donner des images les plus sensibles et précises des tissus du corps humain.

Cette technique sans effets secondaires connus de nos jours est basée sur le phénomène physique de Résonance Magnétique Nucléaire (RMN) du proton des atomes d'hydrogène. On expliquera ensuite ce phénomène.

Dans L'IRM on observe la RMN des noyaux des atomes d'hydrogène contenus dans l'organisme. L'intensité de résonance recueillie pour un élément de volume (voxel) dépend de la concentration d'eau à la place considérée. On obtient alors une image en 3D où l'on peut observer les altérations des tissus grâce aux différences de densité et de temps de relaxation de l'eau.

2.2.Les constituants de l'IRM et leur rôle

Il existe deux types d'IRM :



a)



b)

Figure 1.2:IRM fermé, IRM ouvert

L'IRM fermé c'est le plus répandu dans les applications cliniques.L'IRM ouvert, au départ, était principalement utilisé dans l'imagerie vétérinaire pour les animaux trop volumineux ne pouvant pas passer dans le tunnel mais maintenant l'usage est aussi pour les personnes claustrophobes et obèses, cependant dans un IRM ouvert les capacités d'intensité de champ

magnétique proposées sont bien moindres comparées aux IRM fermé (champ magnétique maximum 1T). Il en existe que 4 en France (pour les humains).

a. Tunnel de l'aimant

Uniquement présent dans les IRM fermés. C'est le tunnel dans lequel on introduit le patient lors d'un examen. Le diamètre moyen des tunnels est de 60cm (on comprend ainsi les soucis liés à une éventuelle claustrophobie.), ils font 1m60 à 2m de long.

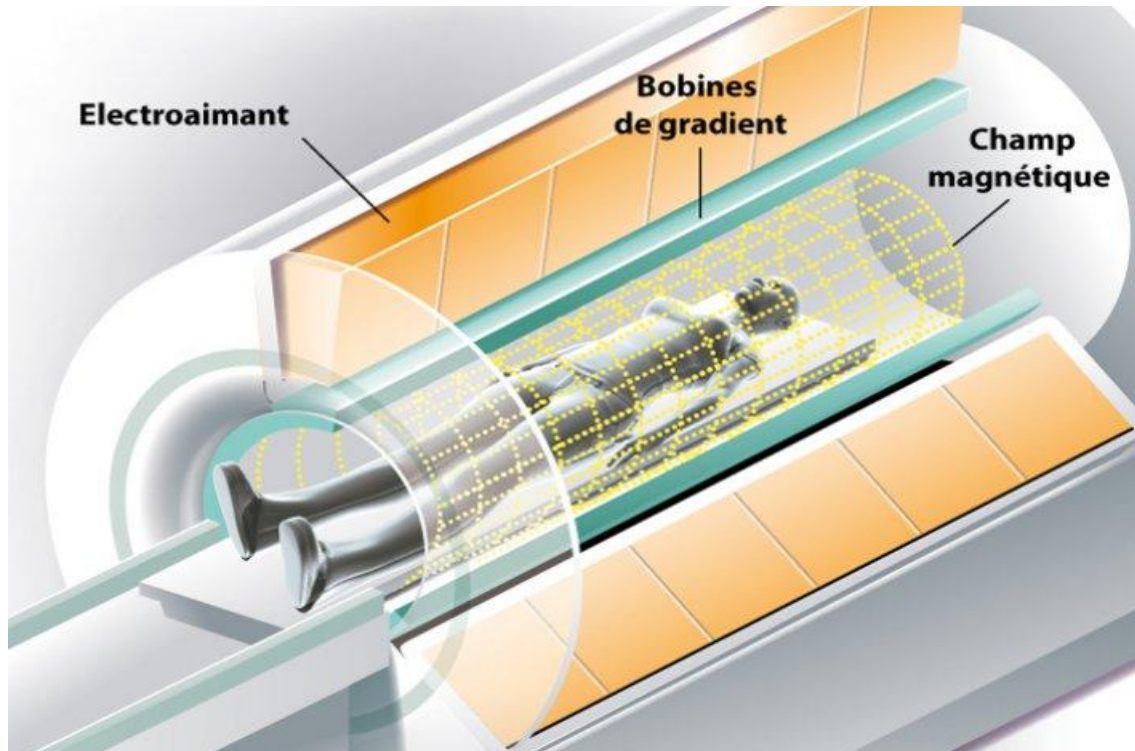


Figure I.2 : Tunnel de l'aimant.

b. L'aimant :

C'est la plupart du temps un solénoïde. Il a pour but de produire le champ magnétique principal (B_0) qui est constant et uniforme. On mesure l'intensité du champ magnétique en Tesla (T). Un aimant doit avoir un champ magnétique d'intensité élevée avec une bonne stabilité et une bonne homogénéité car cela permet d'obtenir des images de bonne qualité lors d'un IRM. Un appareil IRM est constitué d'un seul aimant mais il en existe différents types chacun ayant un avantage sur les autres.

Le plus répandu est l'aimant supraconducteur : c'est un électroaimant. Dans le cas de l'aimant supraconducteur on utilise le principe de supraconductivité c'est à dire que l'on refroidit l'aimant à des températures proches du zéro absolu (-273°C) pour lui faire perdre sa résistivité. Et donc le passage du courant électrique se fait sans perte énergétique. Ce Système est très coûteux car il consomme beaucoup d'hélium cryogénique (-270°C) mais il permet de produire

des champs magnétique de fortes intensités (3T et plus), qui sont peu sensibles aux variations de température. Cela permet donc d'obtenir des images de bonnes qualités.

Les autres types d'aimant sont :

L'aimant résistif : il s'agit aussi d'un électroaimant, peu coûteux mais qui produit un champ magnétique trop faible et donc donne des images de qualité moindre.

Et l'aimant permanent est un aimant composé de matériaux ferromagnétiques. Très fiable il devient néanmoins trop lourd et trop coûteux à produire à partir du moment où l'on veut obtenir un champ magnétique d'intensité supérieur à 0,4 Tesla.

c. les bobines de gradient de champ magnétique :

Elles créent une inhomogénéité dans le champ magnétique, grâce au passage d'un courant électrique dans celles-ci, permettant ainsi de distinguer deux points avec précision en fonction des valeurs du champ magnétique en ces points.

Dans un appareil IRM il y a 3 bobines, chacune fait varier le champ magnétique dans l'espace selon différents axe (droite-gauche, haut-bas, avant-arrière). Elles permettent notamment de sélectionner une épaisseur et un plan de « tranche » ou coupe (transversal, frontal, sagittal ou oblique) et de déterminer la localisation spatiale des signaux dans ce plan.

En modifiant les paramètres d'une bobine on modifie l'épaisseur de la coupe et/ou le temps d'acquisition. Ces bobines sont de taille bien moins importante que l'aimant principal.

d. Les antennes :

Ce sont des bobinages de cuivre qui entourent la partie du corps du patient que l'on souhaite examiner. On les déplace en fonction de la coupe à réaliser.

- **Les génératrices d'ondes radios**

Elles émettent un signal radiofréquence (sous la forme d'impulsions) qui est le même que celui de la fréquence de résonance des protons d'hydrogène se trouvant dans le champ magnétique. Ceux-ci entrent alors en résonance, ils s'excitent.

- **Les réceptrices d'ondes**

Elles réceptionnent la réponse des protons, au moment de la restitution d'énergie et convertissent les données pour qu'elles soient analysées par l'unité de traitement.

- **L'unité de traitement**

C'est l'ensemble de la partie informatique de l'appareil IRM.

L'unité de traitement a deux rôles :

- Elle dirige les positions des antennes et les courants dans les bobinages.

- Elle traite les données reçues des réceptrices d'ondes avec l'aide d'un convertisseur analogique numérique et elle reconstruit les images de chacune des coupes. En distinguant, pour chaque point, les coordonnées (x,y) de la coupe et les valeurs du temps de relaxation T1 et T2 qui permettent de connaître le type tissu présent et donc la couleur de la coupe. On appelle cette technique la reconstruction tomographique.

La quantité de données à traiter est énorme et cela demande une importante puissance de calcul. Les temps de calculs sont donc longs c'est ce qui explique le fait qu'un examen IRM dure de 20 minutes à 1 heure.

On peut comprendre que le développement de l'IRM se soit fait avec celui des ordinateurs étant donné la puissance de calcul nécessaire. Mais l'IRM s'effectue aussi avec l'utilisation de principes physiques que nous allons voir dans son fonctionnement [1].

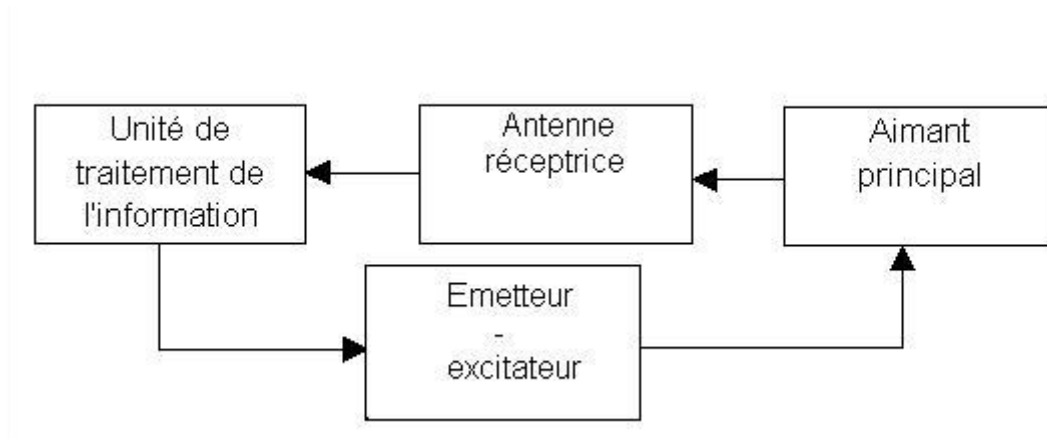


Figure I.3: Schéma Fonctionnel de l'IRM.

2.3.Principes physiques de l'IRM standard

L'IRM est une technique basée sur l'observation de la résonance magnétique nucléaire (RMN) des protons de l'eau. En effet, l'eau constitue environ 70% du corps humain et le proton ^1H est naturellement abondant et très sensible en RMN

L'intensité du signal observé va donc dépendre de la concentration en eau, mais aussi du temps de relaxation des spins nucléaires. Ainsi on pourra obtenir une image de la répartition en eau dans le corps du patient.

Tout noyau porte une charge, cette charge tourne autour de l'axe nucléaire et engendre un dipôle magnétique qui s'exprime par une grandeur appelée moment magnétique [2].

2.3.1. Magnétisme et atome

Le moment magnétique est noté $\vec{\mu}$. En absence de champs, les moments magnétiques sont orientés aléatoirement [3].

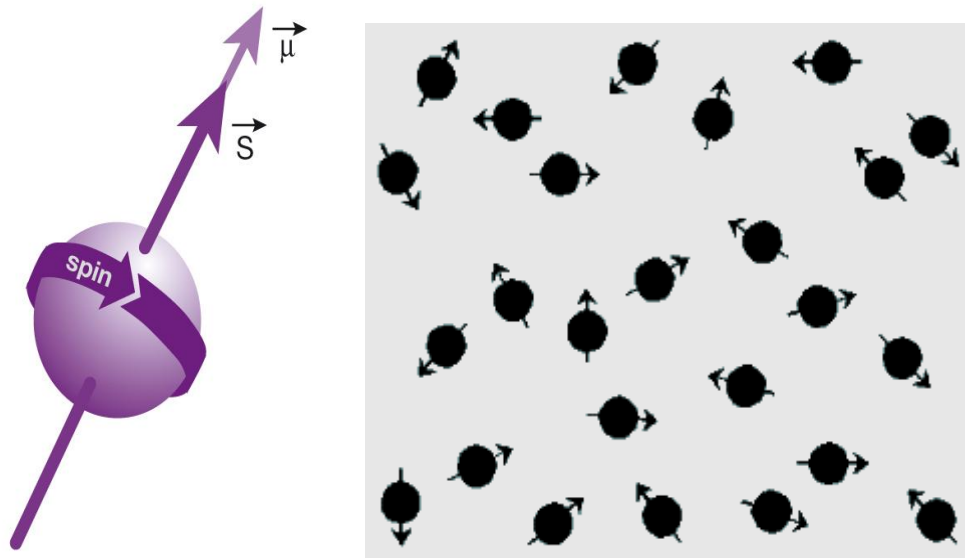


Figure I.4: Moment magnétique μ et son orientation en l'absence de champs magnétique.

En présence d'un champ magnétique $\vec{H}_0$ statique, les moments magnétiques prennent $2I+1$ orientations soit deux orientations pour ^1H ($I=1/2$) (voir Figure 5). Ces deux orientations correspondent à deux états d'énergie.

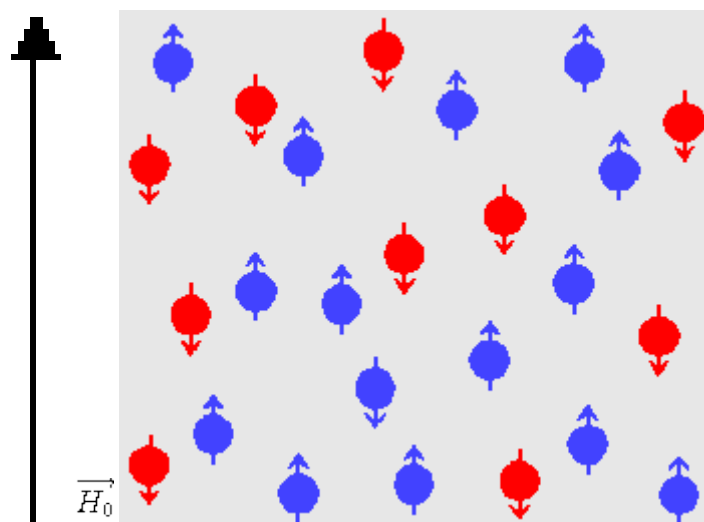


Figure I.5: Orientation du moment magnétique μ en présence de champs magnétique.

En présence de ce champ, les moments magnétiques associés donc aux deux états d'énergie se mettent en mouvement et décrivent deux cônes de précession. Ce mouvement a une vitesse correspondant à une fréquence ω_0 dite de résonance ou de Larmor.

2.3.2. Résonance et signal

Pour observer la résonance (Figure 6), il faut fournir une énergie permettant aux noyaux de passer de l'état fondamental à l'état excité. Cette énergie est fournie par un second champ magnétique $\vec{H}_1$ d'intensité 10^6 fois plus faible que $\vec{H}_0$. Dans le cas d'un spectromètre à transformée de Fourier, $\vec{H}_1$ est envoyé sous forme d'impulsions très brèves (de l'ordre de la microseconde) afin d'obtenir la résonance[3].

$\vec{H}_1$, perpendiculaire à $\vec{H}_0$, tourne autour de celui-ci à une vitesse angulaire variable. Lorsque la fréquence de rotation de $\vec{H}_1$ est égale à la fréquence de précession de spin, il y a résonance et passage du spin à un niveau d'énergie supérieur.

Les protons alignés dans le champ magnétique sont représentés par un vecteur de magnétisation $\vec{M}$ qui a deux composantes, la magnétisation longitudinale M_z et la magnétisation transversale M_{xy} .

Si on supprime le champ $\vec{H}_1$, le vecteur $\vec{M}$ a tendance à revenir à sa position initiale c'est à dire colinéaire à l'axe Oz. Sa composante M_y se déphase et tend alors vers 0, de même pour M_x , tandis que M_z croît. Cette décroissance de M_y se fait de façon exponentielle et engendre un courant induit dans une bobine située sur l'axe Oy. Ce qu'on appelle par phénomène de relaxation,

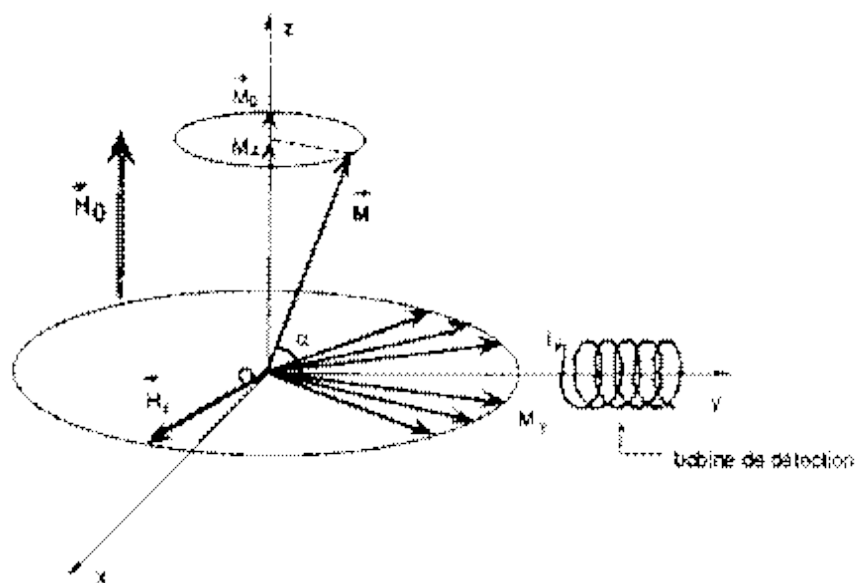


Figure I.6: Orientation de la magnétisation du proton sous l'effet de champs magnétiques.

2.3.3. Phénomène de relaxation :

On parle de relaxation quand, après absorption de l'énergie électromagnétique fournie par $\vec{H}_1$, les noyaux tendent à retrouver la distribution de Boltzmann (c'est à dire quand $\vec{M}$ revient à sa position d'équilibre). On peut la décomposer en deux phénomènes, la relaxation longitudinale et la relaxation transversale.

A. relaxation longitudinale :

À l'équilibre $M_z = M_0$, après le basculement $M_z = 0$. Le retour de M_z à sa valeur de départ M_0 est exponentielle : $M_z(t) = M_0 (1 - e^{-t/T_1})$.

Cette relaxation longitudinale, dite relaxation T1 ou encore relaxation "spin-réseau", correspond au retour à l'équilibre énergétique du système après l'excitation [4]. La constante de temps T1 est le temps nécessaire pour que les protons atteignent les deux tiers de leur aimantation. Elle dépend en fait de la mobilité des atomes d'hydrogène ou de celle des molécules où ils sont engagés. T1 sera d'autant plus court que ces hydrogènes seront liés à de grosses molécules [5].

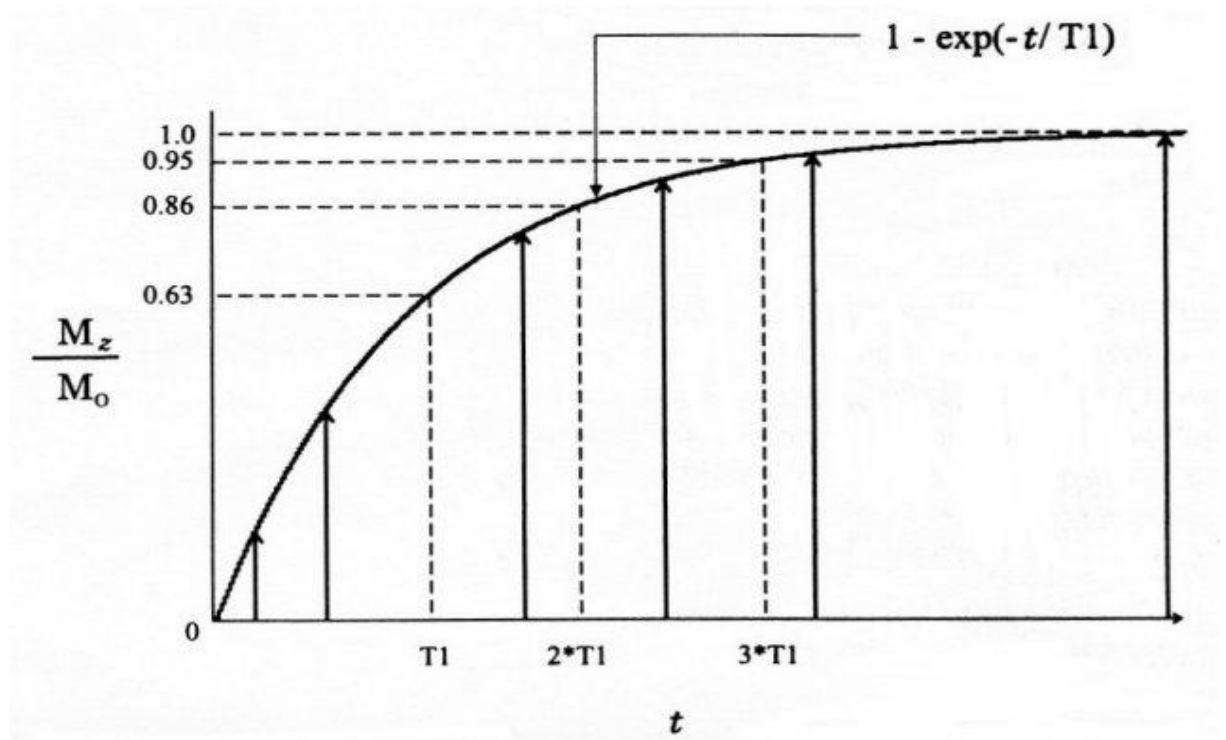


Figure I.7: Mesure de T1 (constante de temps de la repousse de la composante longitudinale M_z après une impulsion de 90 degré).

Voici, à titre d'exemple, la valeur du T1 de certains tissus dans un champ de 1 Tesla (en millisecondes) (Tableau 1).

Tableau 1: Valeur du T1 de certains tissus dans un champ de 1 Tesla.

Graisse	240 ms
Muscle	730 ms
Substance blanche	680 ms
Substance grise	809 ms

B. relaxation transversale :

À l'équilibre $M_{xy} = 0$ après le basculement de 90 degrés, $M_{xy} = M_0$. Le retour de M_{xy} vers 0 est exponentiel $M_{xy}(t) = M_0 e^{-t/T_2}$ [4].

Cette décroissance de la composante transversale se fait en général plus vite que ne le veut le simple retour à l'équilibre de la composante longitudinale. Elle se caractérise par le temps de relaxation T2 (encore appelé temps de relaxation "spin-spin"). T2 est en réalité le temps pendant lequel l'intensité décroît de deux tiers de sa valeur initiale [5].

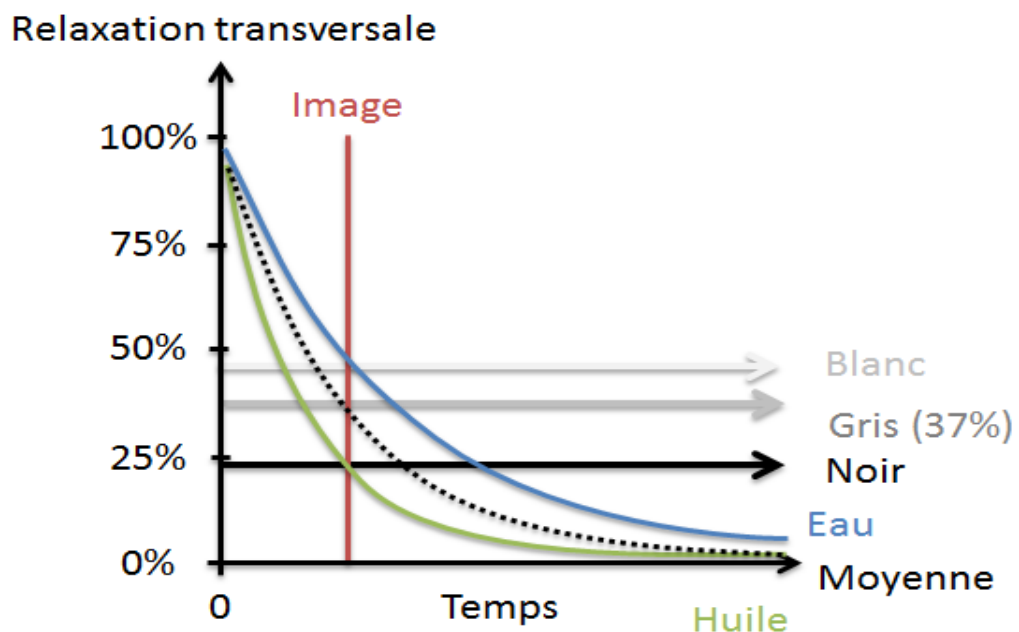


Figure I.8: Mesure de T2.

Ce temps de relaxation T2 est toujours inférieur au temps de relaxation T1. Il dépend lui aussi de la mobilité des atomes ou des molécules sur lesquelles ces protons sont engagés.

Ces temps de relaxation vont varier pour un tissu donné selon l'organisation physico-chimique de l'eau dans ce tissu, et c'est sur ces variations que l'on s'appuie pour détecter au sein d'un tissu les modifications liées à la présence d'une lésion. Voici quelques valeurs de T2 dans un champ de 1 Tesla (Tableau 2) [6].

Tableau 2: Valeur du T2 de certains tissus dans un champ de 1 Tesla.

Graisse	84 ms
Muscle	47 ms
Substance blanche	92 ms
Substance grise	101 ms

En résumé les temps de relaxation T1 et T2 des tissus dépendent de la mobilité des noyaux d'hydrogène présents dans ces tissus : ces temps de relaxation augmentent avec l'hydratation de ces tissus, ils diminuent lorsque cette hydratation diminue. C'est ce qui fait dire, très schématiquement, que la densité d'hydrogène, le T1 et le T2, pour un tissu donné lors d'une affection aiguë, varie dans le même sens. En effet un processus lésionnel aigu s'accompagne dans la plupart des cas de phénomènes inflammatoires et œdémateux qui ont pour résultat d'augmenter la quantité d'eau dans ces tissus. Dans un tissu cicatriciel par contre ce sera le contraire.

Une fois le courant induit dans une bobine située sur l'axe Oy amplifié, le signal induit capté par la bobine est appelé FID (Free Induction Decay) ou encore signal de précession libre. Le signal FID représente un ensemble de sinusoïdes amorties en fonction du temps.

La transformée de Fourier du signal FID permet de rendre compréhensible le signal. On obtient ainsi un signal en fonction de la fréquence représentant le spectre RMN final.

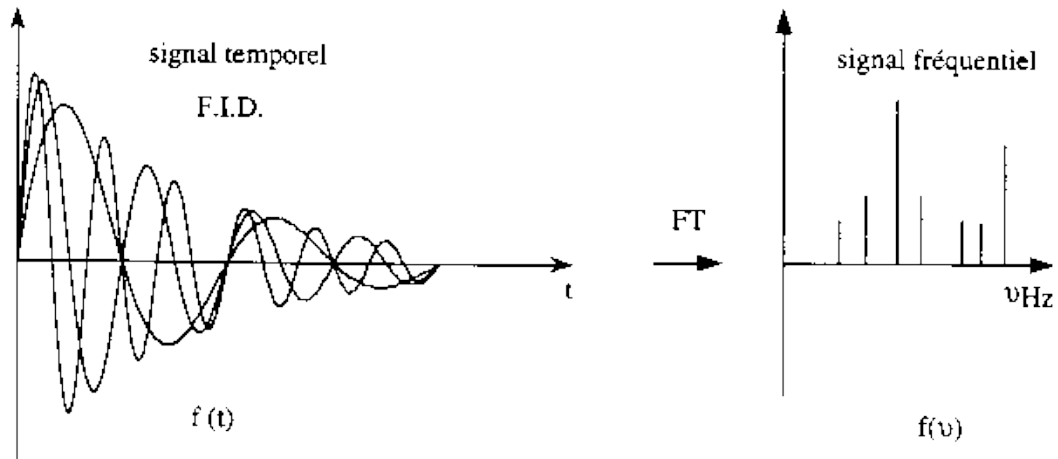


Figure I.9: Signaux temporel et fréquentiel.

2.4. Formation d'une Image IRMp :

La formation d'image IRM parallèle est basée sur le principe de la reconstruction d'image IRM standard, seulement l'imagerie parallèle utilise un saut de lignes ou saut de lignes et de colonnes

2.4.1. Reconstruction d'image IRM standard :

En IRM, les informations de l'image ne sont pas collectées directement. Par contre, les données IRM sont collectées dans l'espace k , qui contient des informations sur la fréquence spatiale et est lié à l'image réelle via une opération mathématique appelée transformée de Fourier. Les données de l'espace K sont générées en utilisant des gradients de champ magnétique spatialement variables superposés au champ magnétique principal du scanner IRM. Une fois toutes les données collectées, la transformée de Fourier est utilisée pour convertir les données de l'espace k en une image.

2.4.2. Espace K :

L'espacement entre les points de l'espace k (ΔK) dans chaque direction est inversement proportionnel au champ de vision (FOV) (figure 10). Par exemple, diminuer l'espacement dans la direction y de l'espace k se traduira par une augmentation du FOV dans la direction y de l'image. Les fréquences les plus élevées ont été recueillies à la périphérie de l'espace k ($k_{x,max}$ ou $k_{y,max}$) ; ces derniers sont inversement proportionnelle à la résolution de l'image, ou l'espacement entre les points dans le domaine de l'image (Δx ou Δy , respectivement). Par conséquent, en augmentant $k_{y,max}$ il entraînera une diminution de Δy et une résolution croissante dans la direction y de l'image. Le champ de vision et la résolution de l'image résultante peuvent

donc être manipulés en changeant le nombre de points acquis dans l'espace k , l'espacement entre ces points, et l'étendue de l'espace k couverte par ces points [7].

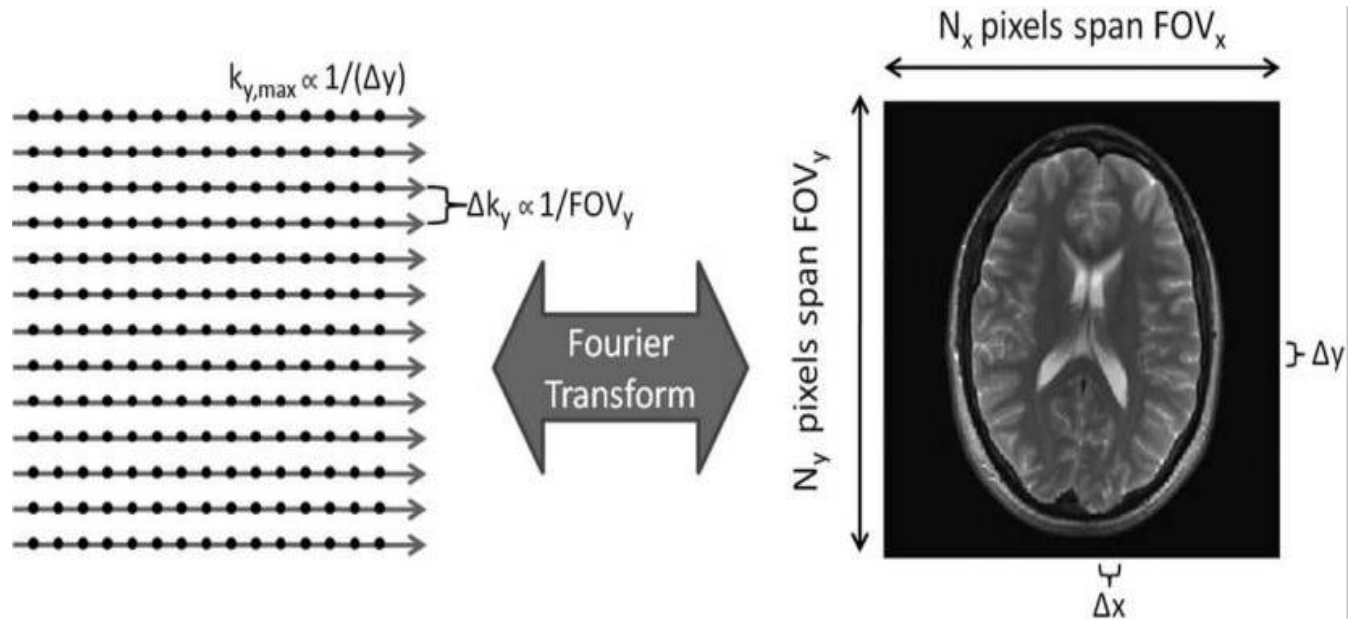


Figure I.10: acquisition standard .

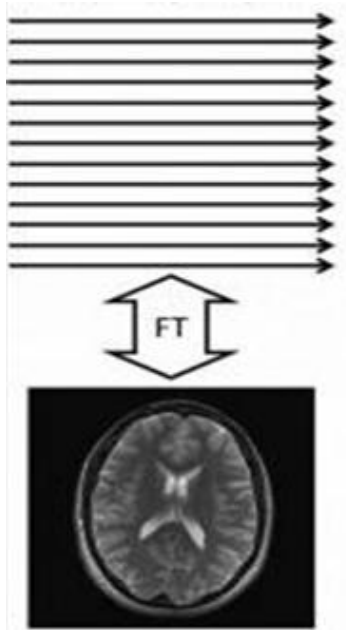
Les données de l'espace k sont généralement collectées sur une grille cartésienne (à gauche). La transformée de Fourier est utilisée pour convertir l'espace k en une image de taille N_x de N_y pixels (droite). L'étendue de l'espace k couvert ($k_{x, max}$ et $k_{y, max}$) est inversement proportionnelle à la résolution de l'image (Δx et Δy). L'espacement entre les échantillons adjacents dans l'espace k (Δk_x et Δk_y) est inversement proportionnel au champ de vision (FOV_x et FOV_y).

En général, les données de l'espace k sont collectées ligne par ligne afin de remplir une grille de points, où dans ce cas la direction k_x est la direction de lecture (ou de codage de fréquence), et la direction k_y est la direction d'encodage de phase. Dans un balayage 3D, il y aurait une direction k_z supplémentaire, qui correspondrait au codage de partition ; essentiellement une seconde direction de codage de phase. Le temps total d'acquisition (T_A) nécessaire pour collecter un ensemble de données 2D peut être écrit comme :

$$T_A = T_R \times N_{PE} \quad (1)$$

où T_R est le temps de répétition, il représente le temps nécessaire pour acquérir une ligne de l'espace k dans la direction k_x , et N_{PE} est le nombre de lignes de codage de phase dans la direction k_y . Dans le jeu de données d'acquisition 3D, le nombre de lignes de codage de partition N_{PART} serait également inclus. Le T_R aide à déterminer le contraste dans l'image, et N_{PE} détermine la résolution de l'image dans la direction de codage de phase, comme décrit ci-dessus.

Grand $k_{y, \max}$ avec un
espacement Δk_y petit

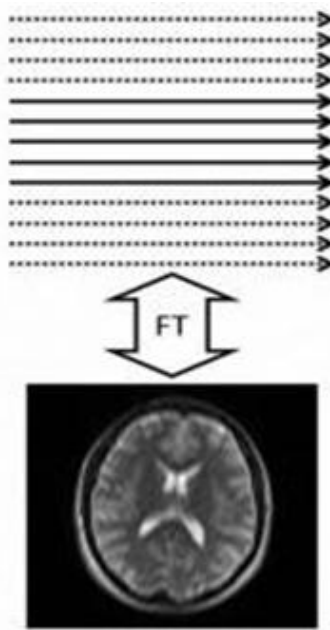


FOV complet

Résolution complète

(a)

Petit $k_{y, \max}$ avec un
espacement Δk_y petit

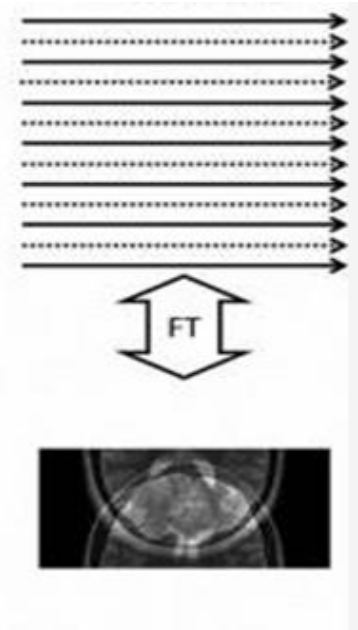


FOV complet

résolution basse

(b)

Grand $k_{y, \max}$ avec un
espacement Δk_y grand



Petit FOV et

résolution complète

(c)

Figure I.11 : sous échantillonnage de l'espace K

a: Une image à haute résolution couvrant le champ de vision complet nécessite la collection de données le long de lignes rapprochées qui couvrent une grande région de l'espace k . **b:** Réduire $k_{y, \max}$ en maintenant le FOV ceci diminue la résolution de l'image. **c:** En augmentant Δk_y tout en maintenant $k_{y, \max}$ la constante maintient la résolution de l'image mais diminue le champ de vision, ce qui entraîne des artefacts d'aliasing spatial dans l'image correspondante.

Afin de réduire le temps d'acquisition, les données de l'espace k doivent être collectées plus rapidement en réduisant le T_R dans l'équation (1), où la quantité des données de l'espace k collectées doit être réduite (réduction du N_{PE}). La vitesse à laquelle les données de l'espace k peuvent être collectées est déterminée par le contraste de l'image souhaitée et la force des gradients de champ magnétique nécessaires pour coder les données de l'espace k . Pour certains types d'exams comme la séquence écho de spin par exemple, le temps T_R doit rester longtemps afin de générer le contraste souhaité. Pour d'autres types d'exams, il est possible de

réduire le T_R tout en conservant le contraste de l'image. Cependant, dans ce cas, la puissance électrique requise pour faire tourner les gradients de champ magnétique de manière significativement plus rapide que la vitesse actuelle serait massive. Il existe également une limite physiologique: la commutation rapide des gradients de champ magnétique à haute résistance peut induire des courants électriques chez le patient, ce qui peut provoquer une stimulation nerveuse périphérique [8]. De plus, lors de l'utilisation de séquences d'impulsions multi-échos rapides à forts champs magnétiques, notamment l'écho de spin rapide à 3T et plus, le taux d'absorption spécifique (SAR) peut limiter le T_R minimum réalisable, ce qui limite la vitesse d'acquisition des données [9].

L'autre approche pour diminuer le temps d'acquisition T_A est de réduire la quantité de données de l'espace k collectées ; en d'autres termes, N_{PE} doit être réduit. Une méthode modifiant le pas selon l'axe y parvenir, elle consiste simplement à diminuer $k_{y,max}$ tout en conservant le même espacement Δk_y (figure 1.11b), Comme la résolution est proportionnelle à $1 / k_{y,max}$, cette option entraînera une réduction de la résolution de l'image. Si la résolution de l'image doit être maintenue pour l'évaluation clinique des images, une autre option consiste à supprimer certaines lignes de codage de phase (Figure 1.11c). Car supprimer des lignes implique l'augmentation de Δk_y espacement, le résultat est une réduction du FOV, ce qui peut conduire à un repliement spatial si l'objet est plus grand que le FOV réduit.

Afin de comprendre le concept d'aliasing spatial, il est important de regarder d'abord la relation entre l'espace k et les images MR. La figure 12 montre un exemple typique d'encodage IRM, elle montre un "objet" 1D contenant deux sources de signaux représentées ici en bleu et en rouge. Lorsqu'un gradient de champ magnétique est appliqué, ces deux sources donneront naissance à des signaux de fréquences différentes car ils sont situés à des endroits différents. Le signal à deux fréquences provenant des deux emplacements différents est représenté schématiquement dans la deuxième rangée de la figure 12; la fréquence inférieure (bleue) provient de la source bleue, et la fréquence plus élevée (rouge) de la source rouge.

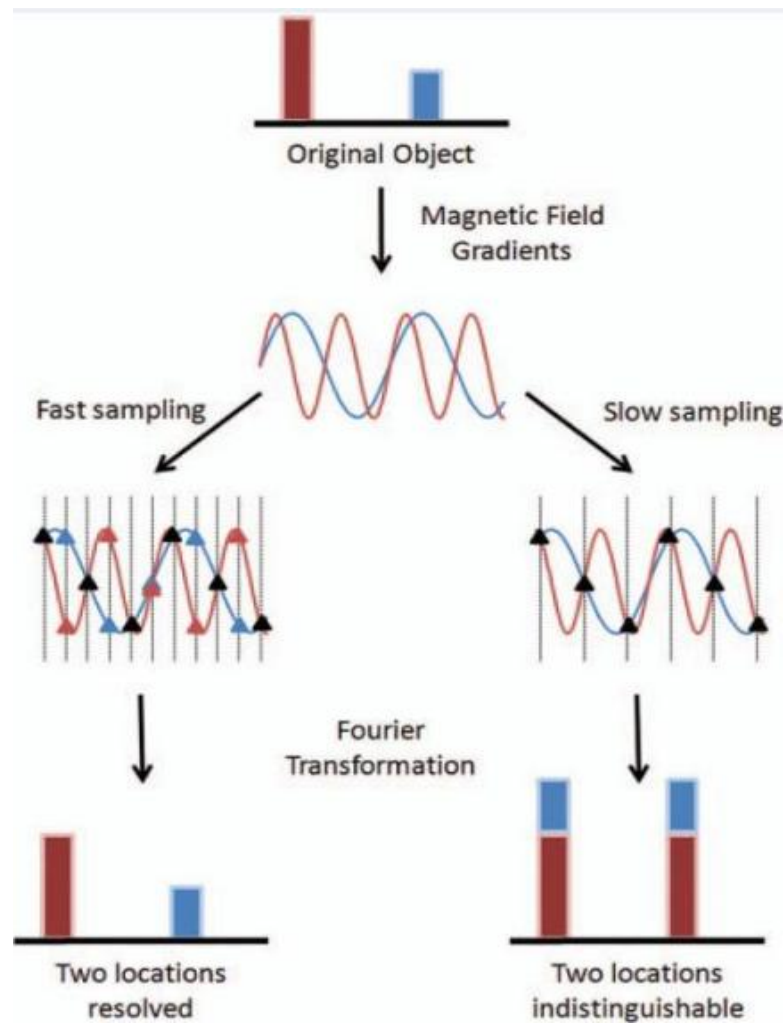


Figure I.12: Un objet 1D avec deux sources de signal à deux endroits différents .

Ces signaux sont échantillonnés à un taux élevé (troisième rangée à gauche) et à un taux inférieur (troisième rangée à droite), où le temps d'échantillonnage est indiqué par des lignes pointillées verticales. Les points échantillonnés sont désignés par des triangles ; à certains moments d'échantillonnage, les deux signaux apparaissent identiques (triangles noirs). Si les signaux sont échantillonnés à un débit (La fréquence d'échantillonnage) suffisamment élevé (en bas à gauche), les fréquences peuvent être distinguées les unes des autres et les deux emplacements peuvent être résolus. Si les signaux sont échantillonnés trop lentement (en bas à droite), ou sous-échantillonnés, les deux fréquences apparaissent identiques à ces points échantillonnés et les deux emplacements ne peuvent pas être distingués.

Dans le processus de collecte des données, le signal IRM est échantillonné à des moments discrets, qui sont représentés par les lignes pointillées verticales superposant le signal de fréquence (troisième rangée de la figure 1.12). La fréquence d'échantillonnage est déterminée par l'utilisateur et peut être rapide (côté gauche) ou lente (côté droit). Afin de revenir à une image à

partir des données échantillonnées, une transformée de Fourier est appliquée aux points échantillonnés (la rangée inférieure de la figure 1.12).

Le côté gauche de la figure 1.12 montre les résultats de la transformée de Fourier lorsque de nombreuses mesures sont effectuées sur le signal. Parce que les deux fréquences peuvent être distinguées en utilisant cette fréquence d'échantillonnage, les deux différentes sources de signaux peuvent être séparées les unes des autres (en bas à gauche). Si moins de mesures sont effectuées, ce qui est indiqué sur le côté droit de la figure 1.12, les échantillons de ces deux signaux semblent être identiques (les lignes verticales tombent aux endroits où les signaux se chevauchent). Les fréquences ne sont pas réellement les mêmes, mais à ce taux d'échantillonnage inférieur, elles ne peuvent pas être distinguées les unes des autres. Dans ce cas, les données sont dites sous-échantillonnées. Lorsque la transformée de Fourier est utilisée sur ces données sous-échantillonnées, le signal des deux emplacements apparaît aux deux emplacements car ils ne peuvent pas être différenciés (en bas à droite). L'image résultante est censée contenir des artefacts de repliement dus à la faible fréquence d'échantillonnage.

Ce même phénomène peut se produire dans les données de l'espace k en IRM si les lignes ne sont pas suffisamment échantillonnées dans la direction de codage de phase. Si les données de l'espace k sont sous-échantillonnées, un signal de haute fréquence provenant d'une partie de l'objet ne peut être distingué d'un signal de basse fréquence provenant d'une autre partie de l'objet, et les deux emplacements se chevaucheront dans l'image. Le sous-échantillonnage dans l'espace k réduit le FOV et conduit à un aliasing dans le domaine de l'image.

Rappelant les relations entre l'espace k et le domaine de l'image de la figure 10, l'espacement entre les points de l'espace k doit être suffisamment petit pour que les fréquences de différents endroits dans l'objet puissent être distinguées les unes des autres. En d'autres termes, le FOV (tel que déterminé par l'espacement des lignes de codage de phase) doit être au moins aussi grand que la taille de l'objet. Cette exigence sur le champ de vision (et l'intervalle d'échantillonnage de l'espace k) est connue sous le nom de critère de Nyquist. Si le critère de Nyquist est satisfait à la fois dans les directions k_x et k_y , une image peut être reconstruite à partir des données de l'espace k sans aliasing spatial (figure 11a). Cependant, si moins de lignes de codage de phase sont collectées, alors la direction k_y est sous-échantillonnée (figure 11c). Ce sous-échantillonnage entraîne une réduction du FOV et un aliasing dans la direction de codage de phase de l'image.

3. Imagerie Parallèle :

Bien qu'il soit possible d'accélérer l'acquisition de données IRM en collectant moins de lignes de codage de phase dans l'espace k , l'aliasing spatial résultant doit être supprimé avant que les images puissent être utilisées à des objectifs cliniques. L'imagerie parallèle a été développée pour résoudre ce problème. Toutes les méthodes d'imagerie parallèles partagent certaines caractéristiques communes, qui sont énumérées ci-dessous:

1. Les données d'espace K sont sous-échantillonnées dans la direction d'encodage de phase (et potentiellement aussi dans la direction d'encodage de partition en imagerie 3D) afin de réduire le temps d'analyse. Le facteur d'accélération (ou facteur de réduction), R , est défini comme le rapport entre la quantité de données de l'espace k requise pour une image entièrement échantillonnée et la quantité collectée dans une acquisition accélérée (si une autre ligne de l'espace k est collectée, l'acquisition est accélérée par le facteur $R = 2$). Si le critère de Nyquist n'est pas satisfait (et que le champ de vision devient plus petit que l'objet), le résultat est une image aliasée.
2. Les données sont acquises en utilisant un réseau de canaux récepteurs indépendants au lieu d'utiliser une grande bobine de réception de volume homogène (figure 14). Chaque bobine réceptrice est plus sensible au volume spécifique de tissu le plus proche de la bobine, ce qui signifie que les bobines fournissent une source supplémentaire d'informations spatiales pour la reconstruction de l'image.

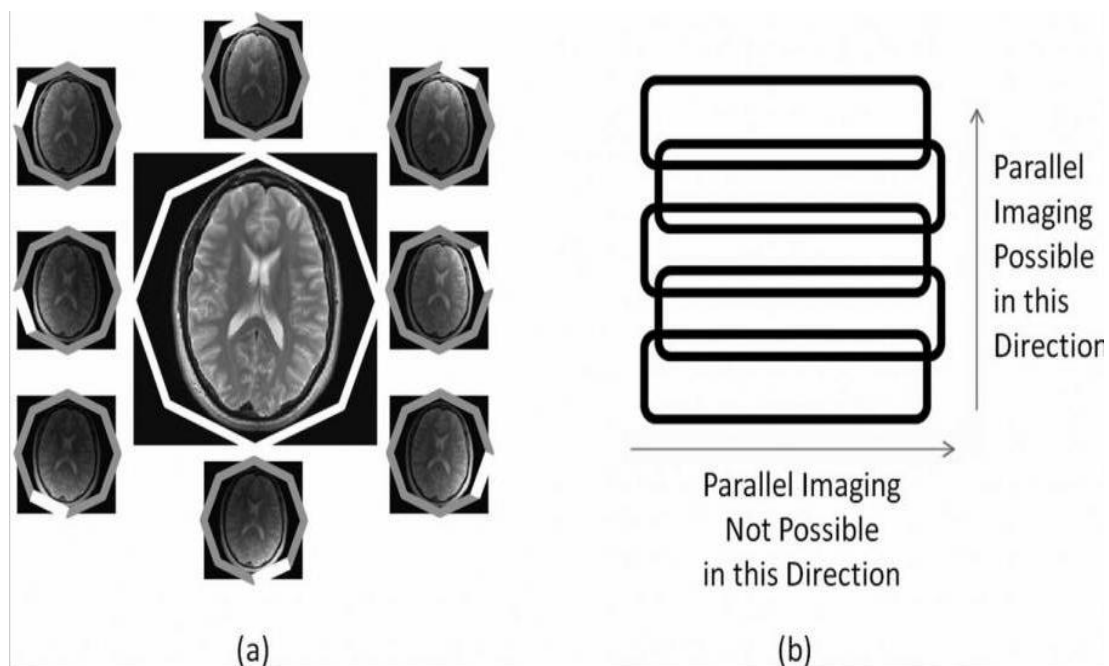


Figure I.13: Imagerie parallèle.

La figure 1.13.a) représente un exemple de bobines en réseau phasé composé de huit bobines réceptrices indépendantes disposées autour de l'objet formant un cercle. Chaque bobine est plus sensible au signal provenant du tissu le plus proche et peut être utilisée pour former sa propre image (petites images appelées image bobine). Les images bobines indépendantes peuvent être combinées en une seule image avec une sensibilité uniforme (grande image centrale). La figure 1.13.b) représente un exemple de réseau linéaire composé de cinq bobines, où le profil de sensibilité de chaque réseau est similaire dans la direction horizontale, mais la sensibilité diminue avec la distance le long de la direction verticale. Lors de l'utilisation d'une telle bobine, l'accélération ne peut être effectuée que dans la direction verticale où il existe une variation importante dans les sensibilités de la bobine.

3. Un algorithme spécial, qui nécessite une certaine connaissance des sensibilités individuelles des bobines, est utilisé pour combiner les données sous-échantillonnées de chacune des bobines réceptrices dans une image reconstruite non repliée avec un champ de vision complet.

Il est important de noter que l'imagerie parallèle n'est pas une séquence d'impulsions spécialisée, mais plutôt une technique de reconstruction qui peut être utilisée pour reconstruire des données sous-échantillonnées à partir de presque n'importe quel type de séquence d'impulsions. De plus, le nombre de canaux récepteurs dans le réseau de bobines limite le facteur d'accélération maximal ; en général, le facteur d'accélération ne peut pas être supérieur au nombre de bobines dans le réseau, bien que ce paramètre soit généralement choisi beaucoup plus petit afin de générer des images de qualité améliorée.

Les algorithmes de reconstruction des images bobines, sous-échantillonnées en phase, se répartissent en 2 familles :

- Ceux qui reconstruisent l'image globale avant la transformée de Fourier, ces algorithmes utilisent le domaine fréquentiel (SMASH, GRAPPA). ils nécessitent des données de calibration sur le volume exploré pour chaque élément d'antenne. Cette calibration appelée aussi auto-calibration (ACS) est effectuée avant ou pendant la séquence d'imagerie.
- Ceux qui reconstruisent l'image après la transformée de Fourier, dans le domaine image (SENSE, mSENSE).

4. La méthode de reconstruction SENSE :

La technique SENSE est l'une des méthodes couramment utilisées en clinique. Contrairement à la méthode PILS, SENSE ne nécessite pas de sensibilités de bobines homogènes et non

chevauchantes, ce qui le rend utile pour les matrices de bobines réceptrices disponibles dans le commerce. La méthode SENSE utilise des cartes de sensibilités des bobines ; ces cartes sont généralement recueillies à l'aide d'une prévisualisation au début de l'examen IRM.

Comme dans toutes les techniques d'imagerie parallèles, la première étape de la méthode SENSE consiste à acquérir des données d'espace k sous-échantillonnées, ce qui donne une image repliée. Un exemple schématique utilisant un réseau linéaire à quatre canaux est représenté sur la figure 1.14, où l'acquisition de données a été accélérée d'un facteur de $R = 2$. Dans ce cas, deux pixels sont repliés uns sur les autres dans chaque image bobine acquise d'un canal unique parce que le champ de vision a été diminué d'un facteur de 2 (càd la moitié). Cependant, chacun de ces pixels est multiplié par la valeur obtenue par la carte de sensibilité de la bobine appropriée avant qu'ils ne soient additionnés par l'image repliée:

$$F_1 = A_1 + B_1 = I_A C_{A1} + I_B C_{B1} \quad (2)$$

où F_1 représente les deux pixels repliés pour la bobine 1, C_{A1} et C_{B1} sont les sensibilités de bobineaux emplacements A et B obtenues à partir de la carte de sensibilité de la bobine 1, et I_A et I_B sont les intensités des pixels dans l'image désirée aux emplacements A et B . Dans l'équation 2, même si les valeurs des sensibilités de la bobine 1 (C_{A1} et C_{B1}) sont connus, il n'y a toujours qu'une seule valeur connue F_1 (obtenue à partir des 2 pixels replié représentant les données sous-échantillonnées acquises) pour résoudre deux valeurs inconnues (les valeurs de pixels réelles I_A et I_B). Cependant, puisque l'acquisition de données a été effectuée en utilisant un réseau de récepteurs multicanaux, il y aura des équations similaires pour chacune des quatre bobines, comme montre la figure 1.14. Notez que chacune des cartes de sensibilité des bobines (C_{A1}, C_{A2} , etc.) sont différentes car chacune des bobines a une valeur de sensibilité différente à ces deux emplacements de pixels, mais les valeurs des pixels réelles I_A et I_B restent les mêmes car il n'y a qu'un seul objet sous-jacent. Maintenant, étant donné que les valeurs de sensibilité des bobines sont connues, il existe quatre valeurs connues (les pixels repliés pour chacune des bobines), et seulement deux valeurs inconnues (les pixels réels I_A et I_B). L'utilisation de l'algèbre linéaire et des procédés de l'inversion de la matrice est possible pour résoudre les pixels réels I_A et I_B . Ainsi, cette opération est effectuée pour chaque ensemble de pixels repliés dans les images repliées pour arriver à l'image finale non repliée.

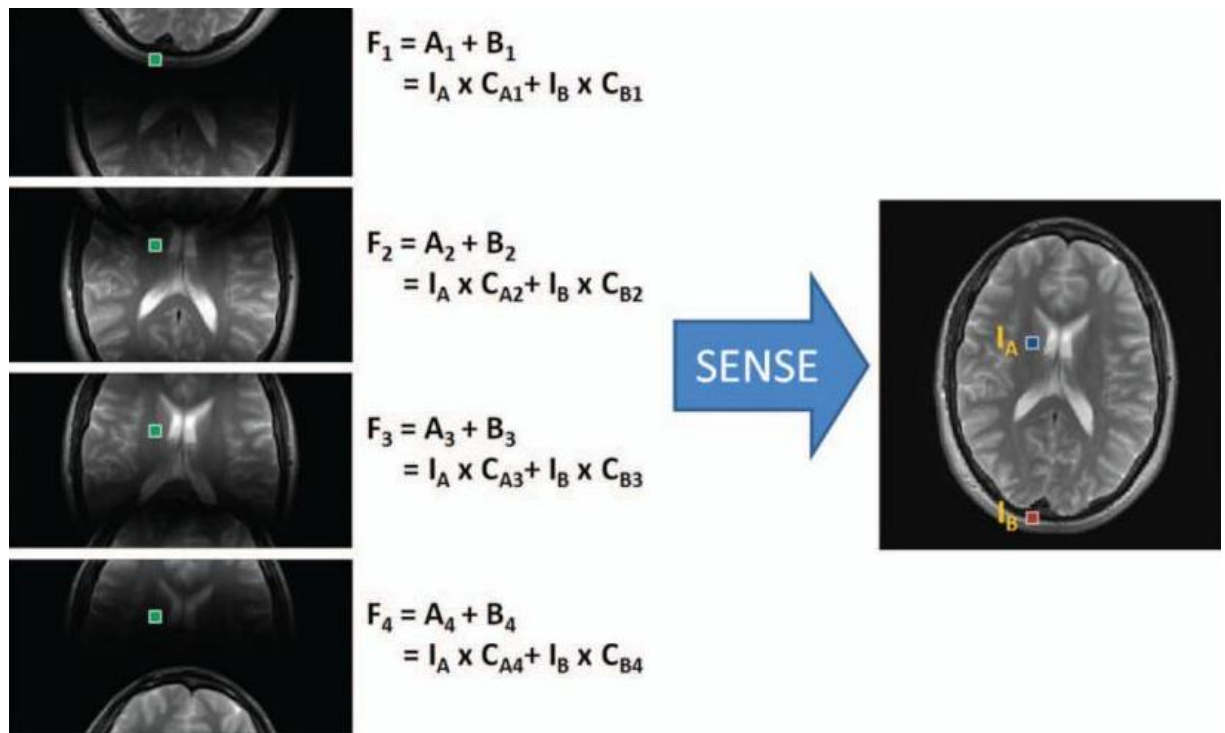


Figure I.14: Reconstruction SENSE.

Un réseau linéaire à quatre canaux est utilisé pour acquérir une image avec un facteur d'accélération $R = 2$. Il en résulte quatre images à une seule bobine où deux pixels, I_A et I_B , sont aliasés. Les pixels alias, F_1 à F_4 , dans chaque image à une seule bobine sont des sommes des deux pixels pondérées par les valeurs de sensibilité de bobine appropriées. Étant donné que les valeurs de sensibilité de bobine (les termes C_A et C_B) sont connues, SENSE résout le système d'équations résultant avec quatre valeurs connues (F_1 , F_2 , F_3 et F_4) et deux valeurs inconnues (I_A et I_B) pour déplier les images à simple bobine aliasées en une image FOV complète.

L'imagerie parallèle est généralement associée à un faible rapport signal sur bruit (SNR)[10].

5. La Méthode de reconstruction GRAPPA :

La méthode de reconstruction GRAPPA (GeneRalizedAutocalibratingPartiallyParallèle Acquisitions) représente une généralisation de l'implémentation proposée par Heidemann et al dans la méthode VD-AUTO-SMASH. Même si les deux techniques partagent le même schéma d'acquisition, la manière dont les lignes manquantes de l'espace k sont reconstruites, est significativement différente. La méthode GRAPPA ne requiert aucune combinaison entre les signaux ACS acquis à l'aide des différents canaux de réception. Le schéma de la méthode de reconstruction GRAPPA avec un facteur d'accélération $R = 2$ ainsi qu'une ligne ACS est représenté dans la figure 1.15. 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 (Nblocs)[11].

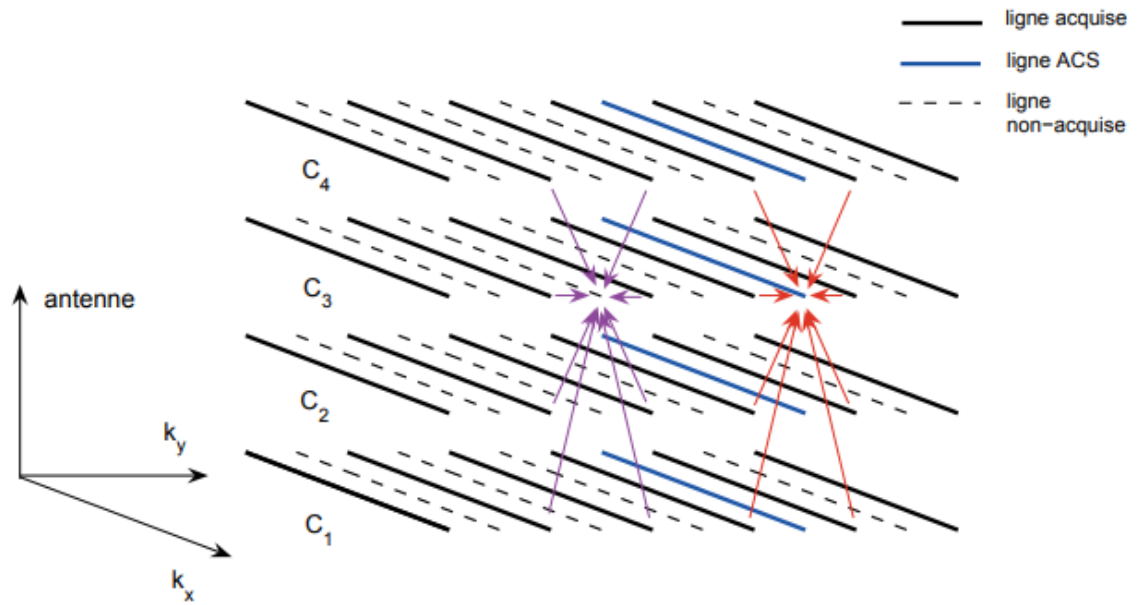


Figure I.15: reconstruction GRAPPA.

Description de la méthode de reconstruction GRAPPA pour un facteur d'accélération $R = 2$, une ligne ACS, 4 canaux de réception et Nblocs = 2. Les coefficients calculés en utilisant la régression indiquée par les flèches rouges permettent de déterminer les signaux non acquis de l'antenne C3, comme l'indiquent les flèches violettes.

6. Conclusion :

A travers ce chapitre nous avons présenté les différents composants ainsi que le principe de fonctionnement d'un appareil IRM. Nous avons aussi présenté quelques méthodes de reconstructions des images utilisées en imagerie parallèle tel que la méthode SENSE et GRAPPA. Afin d'améliorer la qualité des images reconstruites et assurer une bonne précision à partir d'un petit sous-ensemble de l'espace de Fourier, nous allons étudier à travers le chapitre suivant une autre technique telle que l'échantillonnage compressé.

Chapitre II : Échantillonnage compressé

1. Introduction :

Après avoir vue le principe physique de l'IRM, la reconstruction des images dans l'imagerie parallèle et l'utilité de cette dernière. Nous allons étudier à travers ce chapitre des méthodes de reconstruction des images plus performantes que celle vue au premier chapitre, les méthodes SPIRiT et L1-SPIRiT, sachant que la méthode L1-SPIRiT utilise la technique de l'échantillonnage compressé que nous allons aussi le détailler dans ce chapitre.

2. SPIRiT:

La méthode de reconstruction SPIRiT est une méthode d'imagerie parallèle d'auto-calibration bobine par bobine. La reconstruction SPIRiT est similaire à la méthode d'imagerie parallèle GRAPPA en ce sens qu'il utilise des lignes d'auto-calibration pour trouver des poids linéaires afin de synthétiser l'espace-k manquant. La méthode SPIRiT est basée sur l'utilisation des lignes d'auto-calibration des données reconstruites et les données de l'espace k acquises [10]. La reconstruction SPIRiT est un algorithme itératif dans lequel, à chaque itération, les valeurs de l'espace k non acquises sont estimées en effectuant une combinaison linéaire des points de l'espace k voisins. La combinaison linéaire est effectuée en utilisant à la fois des points d'espace k acquis et des points estimés pour les échantillons non acquis. Si nous notons x_i comme la grille d'espace k entière de la $i^{ième}$ bobine, alors le critère de consistance a la forme d'une série de convolutions avec les noyaux appelés SPIRiT g_{ij} . Les noyaux SPIRiT sont obtenus par calibrage à partir des lignes d'auto-calibration de la même manière que GRAPPA. Si N_c est le nombre total de canaux, le critère de cohérence de calibration peut être écrit comme :

$$x_i = \sum_{j=1}^{N_c} g_{i,j} \otimes x_j \quad (1)$$

La cohérence de calibration SPIRiT pour tous les canaux peut être écrite sous forme matricielle :

$$x = G x(2)$$

où x est un vecteur contenant les données multi-bobines concaténés et G est un opérateur qui effectue les convolutions appropriés avec les g_{ij} noyaux et les sommations appropriées, l'opérateur G peut être implanté comme une convolution dans l'espace k ou comme une multiplication dans l'espace image.

En plus de cohérence de calibration, la reconstruction doit également être compatible avec les données acquises Y . Cela peut être écrit comme

$$y = D x(3)$$

Où D est un opérateur qui sélectionne l'espace k acquis sur l'ensemble de la grille de l'espace k . L'approche de projection sur des ensembles convexes (POCS) a été proposée à ce

niveau; elle utilise des projections alternatives qui imposent la cohérence des données et la cohérence de calibration.

3. Reconstruction L1-SPIRiT :

La reconstruction L1-SPIRiT est une nouvelle approche pour la reconstruction accélérées qui unifie de manière synergique la détection en compression avec l'imagerie parallèle d'auto-calibration. L'échantillonnage est optimisé pour fournir l'incohérence nécessaire à la détection compressée mais compatible avec l'imagerie parallèle. La reconstruction L1-SPIRiT est une extension de l'algorithme SPIRiT original qui, en plus d'imposer des contraintes de cohérence de calibration et des données acquises, renforce la spasticité conjointe des images de la bobine dans le domaine ondelette [10].

Soit y le vecteur de mesure de l'espace k acquis à partir de toutes les bobines, F un opérateur de Fourier appliqué individuellement sur chaque donnée de bobine, D un opérateur de sous-échantillonnage qui ne choisit que les données acquises de la grille entière de l'espace k , G un opérateur SPIRiT de l'espace image qui a été obtenu à partir des lignes d'auto-calibration et Ψ une transformée en ondelettes qui fonctionne séparément sur chaque bobine individuelle, la reconstruction L1-SPIRiT permet de minimiser le problème suivant :

$$\text{Minimiser } \ell_1(\Psi x) \quad (4)$$

$$\text{Soumis à } DFx = y \quad (5)$$

$$Gx = x \quad (6)$$

La fonction $\ell_1(\Psi x)$ est un joint ℓ_1 - ℓ_2 -normal convexe fonctionnel et est décrite plus loin de manière plus détaillée. La minimisation de l'équation (4) impose une faible densité conjointe des coefficients d'ondelettes entre les bobines. La contrainte dans (5), est une contrainte linéaire de cohérence des données et dans (6) est la contrainte de cohérence d'imagerie parallèle SPIRiT. Il est connu que la transformée en ondelettes Ψ permet de rendre les images naturelles parcimonieuses, elle est donc fréquemment utilisée dans les applications d'échantillonnage compressé. Tout comme la transformée de Fourier, il s'agit d'une opération linéaire qui peut être calculée via un algorithme $O(n \log n)$ rapide.

Dans ce travail, nous résolvons le problème de la reconstruction SPIRiT en utilisant POCS comme méthode d'optimisation, représenté sur la (Figure 1). L'algorithme POCS converge vers un point fixe qui satisfait aux contraintes, souvent entre 50 et 100 itérations.

y-acquis des données

Opérateur de transformée de Fourier F-multi-bobine

G-SPIRiT opérateur

Opérateur de transformation d'ondelettes ψ -multi-bobine

Opérateur de sous-échantillonnage D choisissant les données acquises

Seuil souple S-joint

$G \rightarrow \text{AutoCalibrate}(y)$

Initialiser $x_0 \rightarrow F^{-1}DT y$

Pour $k = 1, 2, \dots$ jusqu'à la convergence.

$$(A) M_k \rightarrow Gx_{k-1}$$

$$(B) W_k \rightarrow \psi^{-1} S_{\lambda} \{ \psi M_k \}$$

$$(C) X_k \rightarrow F^{-1} [(I - D^T D)(F W_k) + D^T y]$$

Figure II.1: L'algorithme POCS.

La ligne (A) effectue l'interpolation SPIRiT dans l'espace k , implémentée sous la forme de multiplications matricielles-vectorielles voxel dans le domaine de l'image. La ligne (B) effectue un seuillage doux d'ondelettes, dominé par les transformées d'ondelettes avant / inverse. La ligne (C) effectue la projection de cohérence de l'espace k , dominée par les transformées de Fourier inverse / directe.

Après avoir expliqué la reconstruction L1-SPIRiT qui utilise la technique d'échantillonnage compressé, la section suivante explique en détail la méthode de l'échantillonnage compressé.

4. Échantillonnage compressé :

L'échantillonnage compressé est une nouvelle approche dans la représentation de signaux parcimonieux et des images et est appliquée à de nombreuses applications importantes. Une idée de cette dernière est d'échantillonner un signal à une fréquence significativement moins importante que celle prescrite par Shannon, de façon non régulière et en exploitant son caractère parcimonieux[12].

Un des principes fondamentaux du traitement numérique des signaux et de l'acquisition des données est la théorie de l'échantillonnage de Shannon-Nyquist. Claude Shannon, ingénieur électricien et mathématicien américain, est considéré comme un des pères de la théorie de l'information. Son nom est associé au célèbre **théorème de l'échantillonnage** également connu comme **critère de Shannon Nyquist**, affirmant que si un signal analogique est échantillonné avec une fréquence $F_e = 1/T_e$ au moins égale à deux fois la fréquence maximale du signal 2

Fmax, on peut reconstruire sans perte d'informations le signal analogique à partir des échantillons. En d'autres termes, un signal échantillonné à une fréquence prescrite par Shannon contient toute l'information du signal original et prend beaucoup moins de place [14].

Par contre, la théorie de l'EC peut être résumée autrement en trois conditions pour les applications :

- **La parcimonie** : le signal désiré a une représentation parcimonieuse ou compressible dans un domaine de transformation connu.

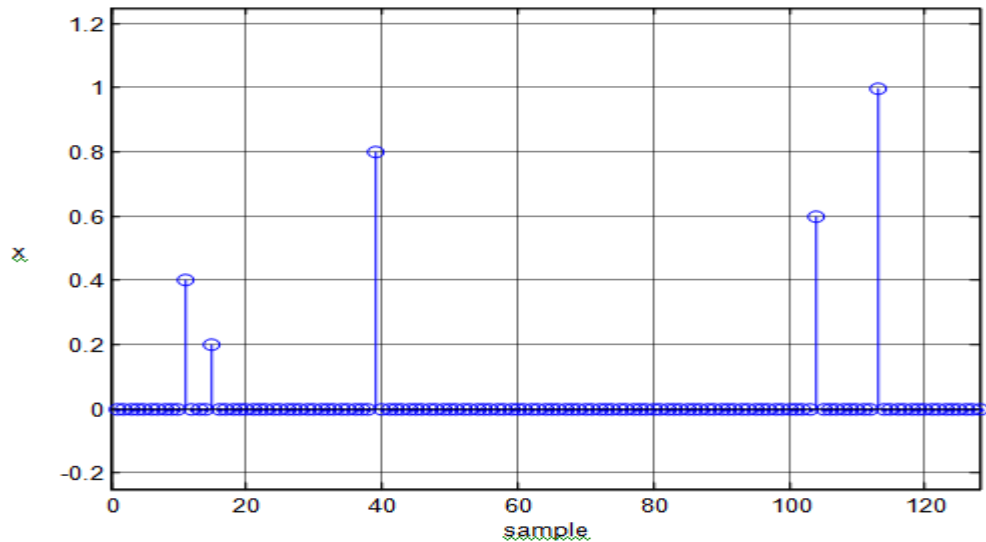


Figure II.2 : Signal parcimonieux avec 5 coefficients non nuls

- **Incohérence**: l'espace d'échantillonnage sous-échantillonné doit générer des artefacts de repliement semblables au bruit dans le domaine de transformation de compression
- **Reconstruction non linéaire**: une reconstruction non linéaire est nécessaire pour exploiter la sparsité / compressibilité tout en maintenant la cohérence avec les données acquises.

1. Les Ondelettes :

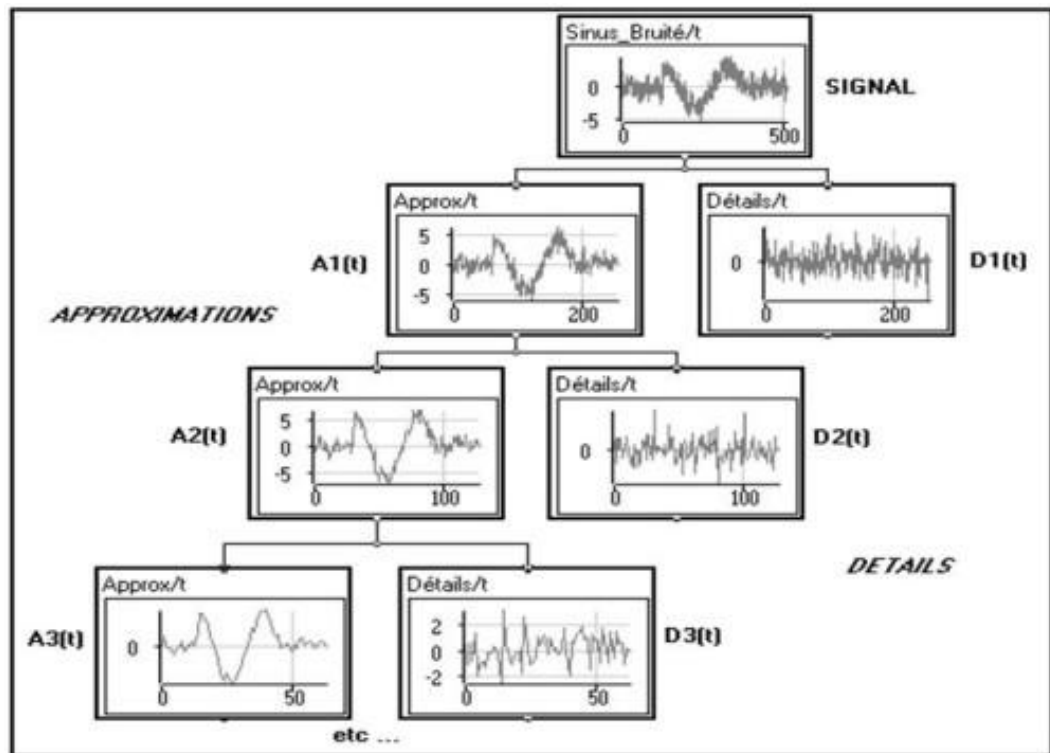
Apparues il y a quelques années, les ondelettes ont apporté un souffle nouveau au traitement des images. Elles permettent en effet d'analyser et de repérer les discontinuités d'un signal à une ou deux dimensions, et à des échelles différentes. Cette caractéristique est utilisée pour le débruitage des images. Or l'œil humain interprète très bien les images bruitées ; il exige un résultat parfait ce qui rend le problème particulièrement difficile [13].

Par seuillage des coefficients d'ondelettes, l'image est débruitée par élimination des détails les plus fins.

Après un rappel sur la théorie des ondelettes, nous aborderons le problème du débruitage par seuillage.

4.1.Décomposition de signaux en ondelettes :

Très souvent l'essentiel de l'information d'un signal se situe dans ses singularités et ses structures irrégulières. Pour le traitement d'images, par exemple, les contours sont caractérisés par la discontinuité de l'intensité [13]. La transformée en ondelettes permet de réaliser une analyse des structures locales d'un signal avec un zoom qui dépend de l'échelle considérée. Nous définirons ce que nous appelons une ondelette et nous verrons qu'il existe des bases de $L^2(\mathbb{R})$ (et de $L^2(\mathbb{R}^2)$) dans lesquelles un signal peut être décomposé en deux parties : son approximation à l'échelle voulue et la somme des détails aux échelles plus fines. Pour ce faire nous allons définir ce que nous appelons une ondelette et une transformée en ondelettes ainsi que sa transformée inverse. Nous verrons que l'on peut réaliser une décomposition discrète en ondelettes et le lien avec l'approche multirésolution.



FigureII.3:Décomposition ondelettes 1D

La figure II.3 indique un exemple de la décomposition en ondelettes 1D qui illustre les coefficients des approximations (A_j) et des détails (D_j).

4.2. Transformée en ondelettes :

L'analyse classique de Fourier ne permet pas de réaliser l'étude des composantes transitoires de durées différentes d'un signal. Pour cela, la transformée en ondelettes décompose les signaux sur une famille d'ondelettes translatées et dilatées [13].

Une ondelette est une fonction ψ de $L^2(\mathbb{R})$ de moyenne nulle :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (7)$$

Elle est normalisée : $\int |\psi|^2 dt = 1$, et centrée au voisinage de $t=0$. Une famille d'éléments temps-fréquence s'obtient en dilatant d'un facteur a et en translatant d'un facteur b l'ondelette: $\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$, ces facteurs restent normalisés et nous appelons transformée en ondelettes de $f \in L^2(\mathbb{R})$ au temps b et à l'échelle a :

$$wf_{a,b} = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (8)$$

Si nous supposons ψ réelle, la transformée en ondelettes de f mesure la variation de f dans un voisinage de b de taille proportionnelle à a . Lorsque a tend vers zéro, la décroissance de ces coefficients caractérise la régularité de f au voisinage de b . Ceci est très utile pour détecter des transitoires.

Un exemple d'ondelette peut être obtenu par double dérivation d'une gaussienne et est appelée chapeau mexicain. Normalisée, son expression est :

$$W(t) = \frac{2}{\pi^{\frac{1}{4}}} \left(\frac{t^2}{\sigma^2} - 1 \right) \exp\left(-\frac{t^2}{2\sigma^2}\right) \quad (9)$$

Si nous réalisons une comparaison entre le pavage du plan temps-fréquence réalisé par une transformée de Fourier à fenêtre par exemple et le pavage du plan échelle-fréquence nous remarquons que le deuxième n'est pas régulier (Figure II.4). Par ailleurs, plus le facteur de dilatation a est élevé, plus l'ondelette est étendue selon l'axe du temps, et plus elle est concentrée selon l'axe des fréquences. Par conséquent, la précision en temps et en fréquence est variable en fonction du facteur d'échelle a . La résolution temporelle est donc plus importante pour les hautes fréquences que pour les basses fréquences. Inversement, la résolution fréquentielle est plus importante pour les basses fréquences que pour les hautes fréquences.

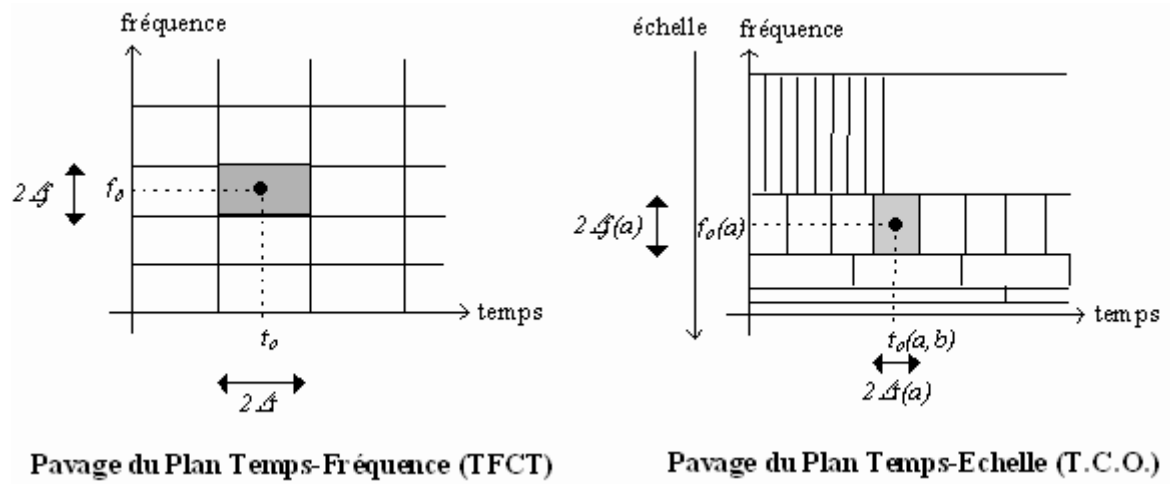


Figure II.4: pavage du plan temps-fréquence et du plan temps-échelle.

4.3.Exemples d'ondelettes :

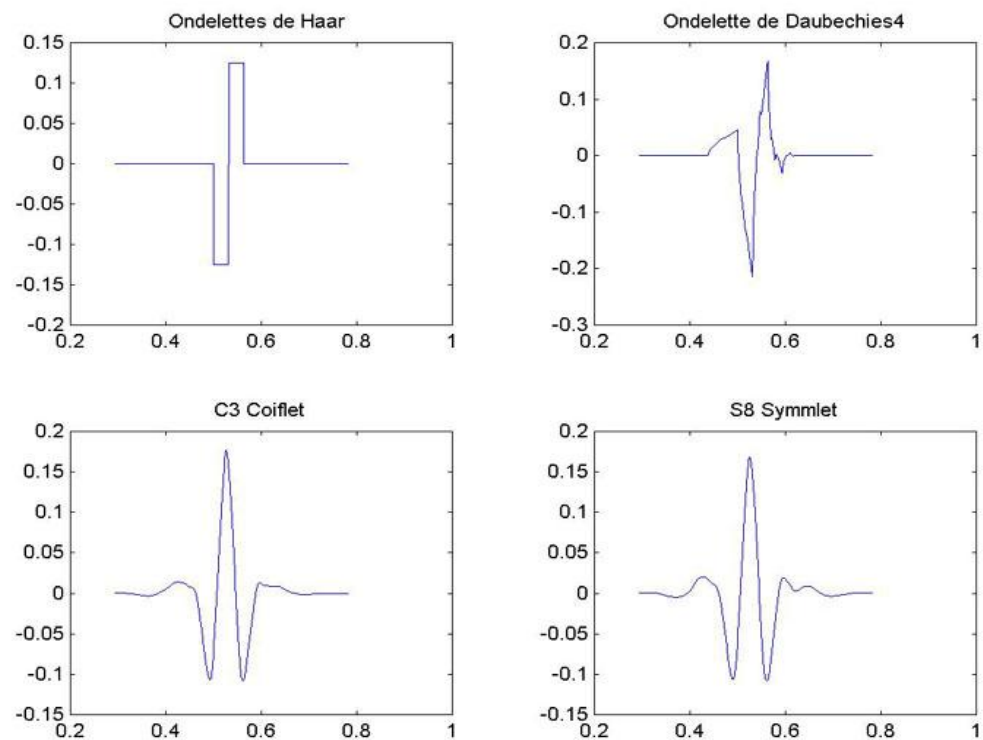


Figure II.5:Divers types d'Ondelettes.

La figure II.5 illustre quelques types d'ondelettes.

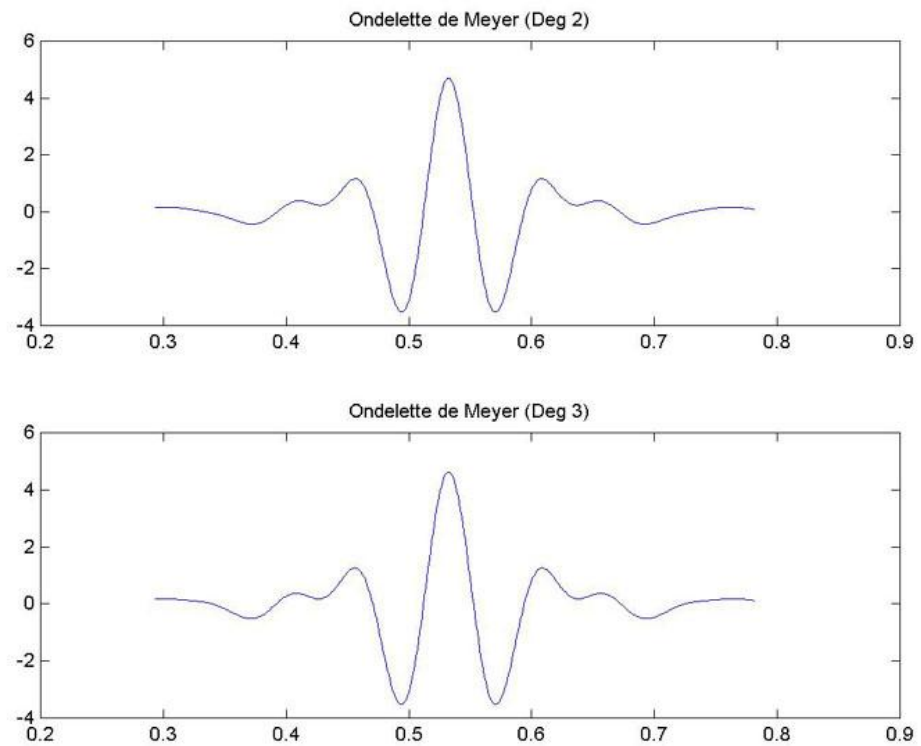


Figure II.6: Ondelettes de Meyer

La figure II.6 montre l'ondelette Meyer avec les degrés 2 et 3.

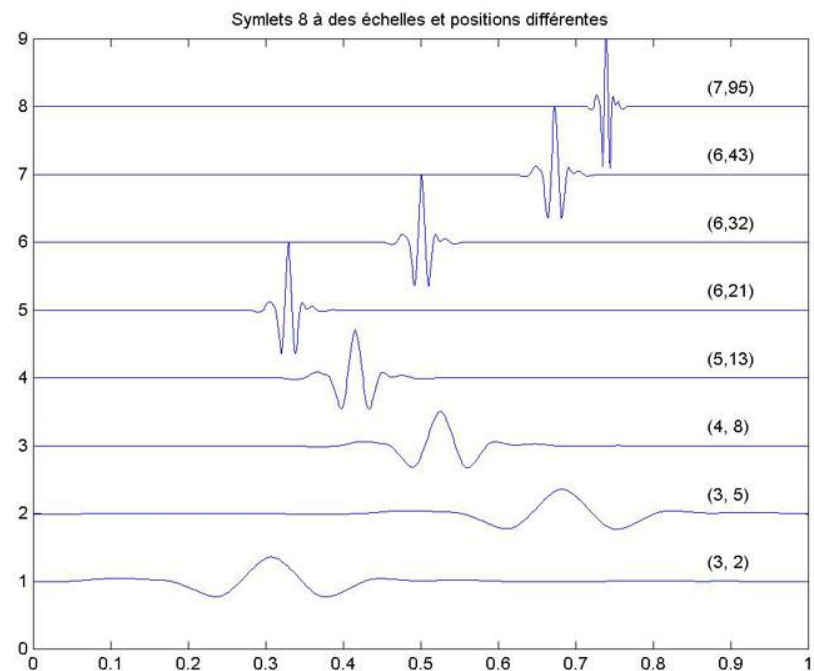


Figure II.7:Ondelettes symlettes .

La figure II.7 indique l'ondelette symlettes avec des différents degrés.

4.4. Transformée en ondelettes de signaux en deux dimensions :

Jusqu'ici nous avons considéré simplement des transformées en ondelettes à une dimension, bien entendu, il est possible de trouver des bases d'ondelettes pour des signaux à deux dimensions. À toute base d'ondelettes orthonormées $\{\psi_{j,n}\}$ avec $(j,n) \in \mathbb{Z}^2$ de $L^2(\mathbb{R})$ nous pouvons associer une base séparable de $L^2(\mathbb{R}^2)$: $\{\psi_{j_1,n_1}(x_1)\psi_{j_2,n_2}(x_2)\}$ avec $(j_1,n_1,j_2,n_2) \in \mathbb{Z}^2$. Cependant ces fonctions mélangent l'information à deux échelles différentes le long de x_1 et x_2 , ce que l'on préfère éviter.

Les multirésolutions séparables conduisent à une autre construction de bases d'ondelettes séparables, dont les éléments sont des produits de fonctions dilatées à la même échelle.

a. Multirésolutions séparables :

La notion de multirésolution se formalise en dimension 2 avec des projections orthogonales sur des espaces de tailles variables. Le théorème suivant fournit le résultat essentiel pour la construction de base d'ondelettes en dimension 2. Elles se construisent à partir de produits séparables d'une fonction d'échelle f et d'une ondelette y . La fonction d'échelle est associée à une approximation multirésolution V_j de $L^2(\mathbb{R})$. Soit V_j^2 la multirésolution séparable de $L^2(\mathbb{R}^2)$ définie par

$$V_j^2 = V_j \otimes V_j \quad (10)$$

b. Transformée en ondelettes rapide en dimension 2 :

Comme en dimension 1, nous pouvons étendre l'algorithme présenté plus haut au cas bidimensionnel, en posant :

$$\varphi_{j,n}^2(x_1, x_2) = \varphi_{j,n_1}(x_1)\varphi_{j,n_2}(x_2) \quad (11)$$

$$a_j[n] = (f, \varphi_{j,n}^2) \text{ et } d_j^k[n] = (f, w_{j,n}^k) \text{ pour } k \text{ dans } \{1,2,3\},$$

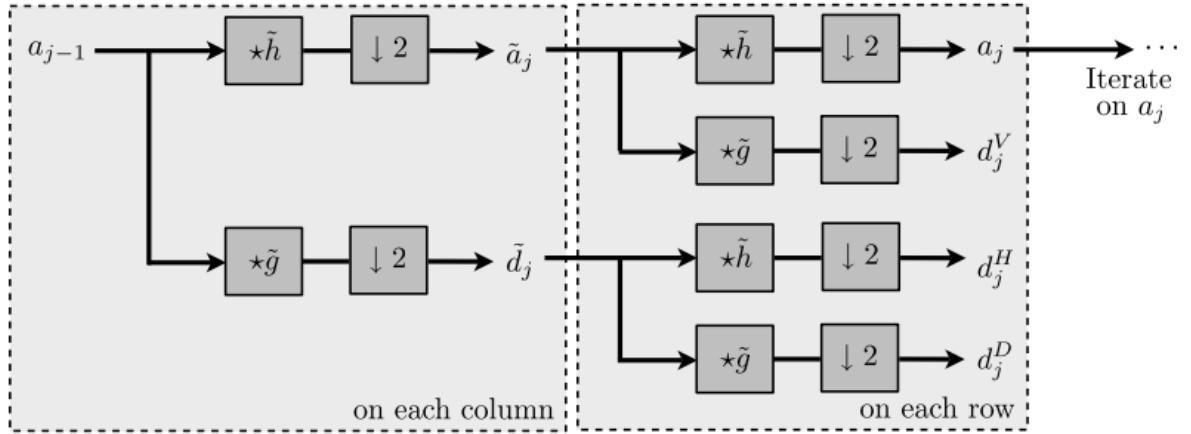
Les coefficients d'ondelettes à l'échelle 2^{j+1} se calculent à partir de a_j avec des convolutions bidimensionnelles séparables et des sous-échantillonnages. Nous obtenons les formules suivantes :

$$a_{j+1}[n] = a_j * \bar{h}\bar{h} [2p] ;$$

$$d_{j+1}^1[n] = a_j * \bar{h}\bar{g} [2n] ;$$

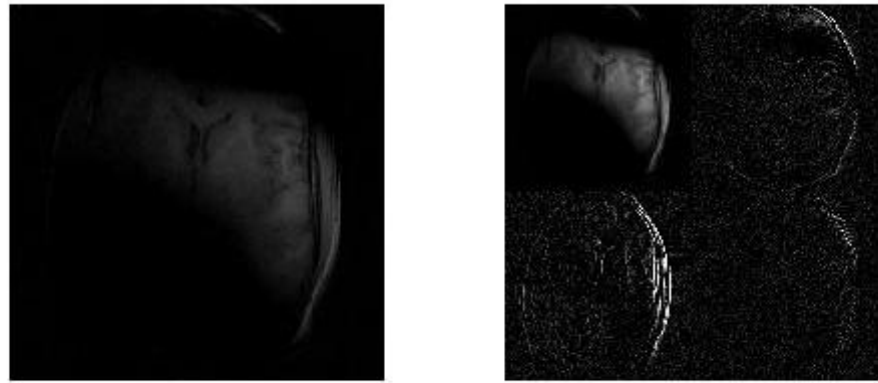
$$d_{j+1}^2[n] = a_j * \bar{g}\bar{h} [2n] ;$$

$$d_{j+1}^3[n] = a_j * \bar{g}\bar{g} [2n] ;$$



FigureII.8:Décomposition ondelettes 2D

La figure II.8 indique un exemple de la décomposition en ondelettes 2D qui illustre les coefficients des approximations (a_j) et des détails (d_j).



FigureII.9:décomposition d'une image bobine IRM (1^{er} niveau)

La figure II.9 illustre une la décomposition d'une image bobine (prise à partir des données acquise d'un appareil IRM 8 bobines), réalisée avec un programme utilisant un outil de décomposition 2D

C'est cette capacité à détecter les variations brusques, soit les hautes fréquences, qui va nous intéresser lors du débruitage. Dans les autres sections nous verrons comment se réalise cette opération.

Après la décomposition en ondelettes d'une image, il est possible de reconstruire cette image à partir de ses coefficients d'ondelettes. Pourtant, cette technique n'aurait pas grand intérêt si on ne modifiait pas ces coefficients car on obtiendrait une image finale identique à l'image initiale. Nous verrons donc comment peut-on débruiter une image.

Comme nous l'avons vu, les coefficients d'ondelettes marquent les discontinuités qui interviennent dans l'image. Ils correspondent donc aux détails. Si, maintenant, on seuille ces coefficients, cela revient à éliminer les détails les plus fins de l'image. Il en découle donc deux grandes applications de cette technique de seuillage des coefficients d'ondelettes :

- La compression des images : comme on ne conserve que les coefficients d'ondelettes les plus importants, on peut coder l'image avec un nombre réduit de bits.
- Le débruitage (ou "*denoising*"): de la même façon, on ne garde que les coefficients les plus grands et on met les autres à zéros puis on reconstruit l'image. Le bruit correspond en général à des détails faibles donc il est éliminé par ce seuillage des coefficients d'ondelettes. Nous obtenons alors une image plus "lisse" donc débruitée.

Ces deux applications sont donc très liées mais nous n'aborderons que le débruitage.

5. Débruiter une image

Les images obtenues par les différents techniques d'acquisition (radar, satellites, scanner, échographie, etc...) sont souvent très bruitées. Nous pouvons formuler ceci d'un point de vue mathématique en écrivant :

$$X=F+W. \quad (12)$$

avec X l'image obtenue, f l'image de référence et W le bruit[13].

On cherche alors l'opérateur de débruitage D qui permettra d'estimer l'image dans le bruit W. Nous aurons dans une base orthogonale d'ondelettes $B=\{g_m\}$, l'expression :

$$DX=\sum_{m=0}^{N-1} \theta((X, g_m)) * g_m \quad (13)$$

Où θ représente le **seuillage**.

Pour simplifier l'analyse, nous supposons dans la suite que W est un bruit blanc gaussien de variance notée σ^2 .

5.1. Seuillage :

Il existe plusieurs types d'estimateurs par seuillage. Nous pouvons d'abord distinguer les seuillage dur et seuillage doux[13].

a. Seuillage dur ou "hard thresholding":

Le seuillage dur est celui qui est le plus "intuitif". On se fixe un seuil $T > 0$. On ne conserve que les coefficients d'ondelettes (x) supérieurs à T et on met à zéro les autres :

$$\theta(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } |x| < T \\ x & \text{si } |x| \geq T \end{cases}$$

Nous aurons donc la courbe du seuil dur illustrée dans la figure II.10:

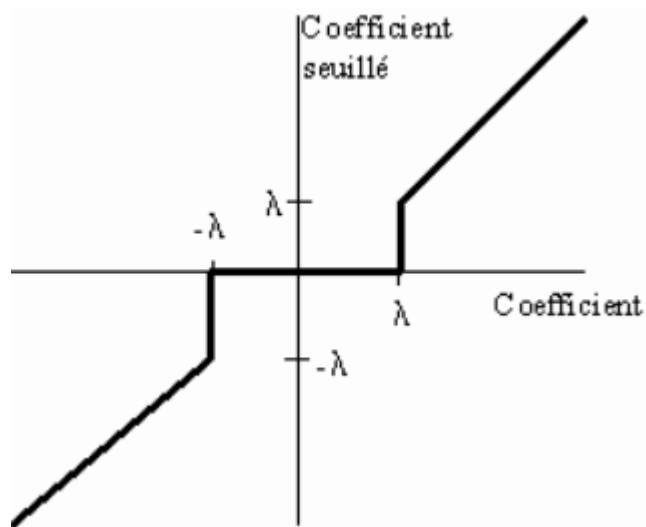


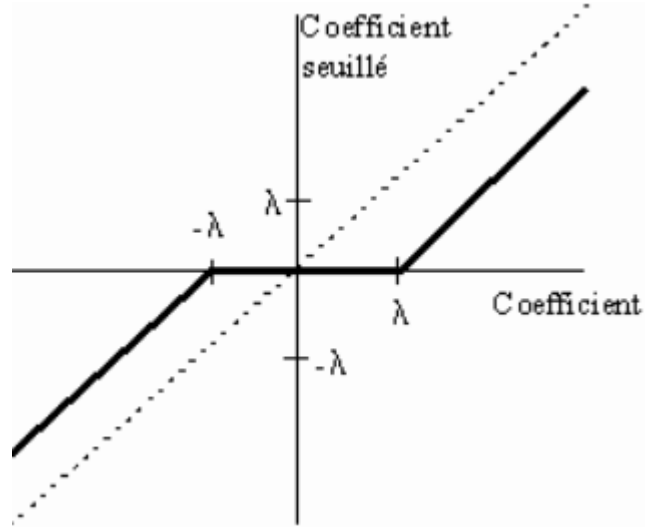
Figure II.10: Courbe du seuillage dur.

b. Seuillage doux ou "soft thresholding" :

Comme dans le cas du seuillage dur, on met toujours à zéro les coefficients inférieurs à un seuil T . Mais pour ceux supérieurs à T , on atténue l'amplitude des coefficients par la valeur du seuil afin de s'assurer d'avoir enlevé l'effet du bruit même pour les forts coefficients.

$$\theta(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } |x| < T \\ x - \text{sign}(x)T & \text{si } |x| \geq T \end{cases}$$

Dans ce cas, la fonction de seuillage est continue comme le montre la figure II.11:

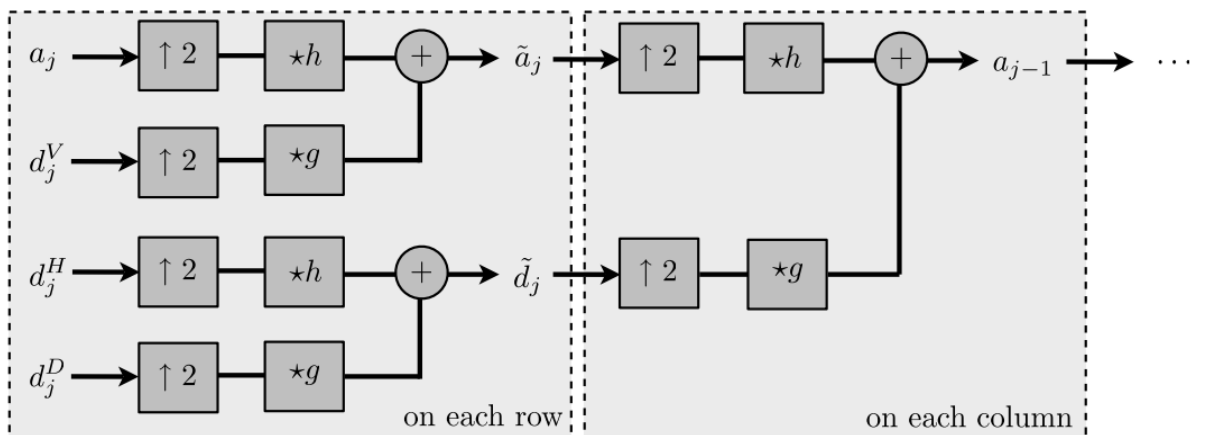


FigureII.11:Courbe du seuillage doux.

Le coefficient seuillé sera donc plus petit que le coefficient du signal. Ce type de seuillage garantit que le signal obtenu sera toujours plus régulier que le signal de départ.

6. Reconstruction en ondelette 2D :

C'est le même principe que la décomposition, inversé.



FigureII.12:Reconstruction ondelettes 2D

La figure II.12 représente un exemple de la reconstruction a partir des coefficients des approximations (a_j) et des détails seuillés (d_j).



Figure II.13: Reconstruction de l'image bobine décomposée (1^{er} niveau)

La figure II.13 montre une reconstruction d'une image bobine réalisée avec un programme utilisant un outil de reconstruction 2D

2. Conclusion :

À travers ce chapitre, nous avons vu les méthodes de reconstruction des images utilisées en imagerie parallèle en expliquant l'importance de l'échantillonnage compressé et ce que la décomposition en ondelettes peut apporter de plus pour cette reconstruction.

Chapitre III : Résultats & discussion.

1. Introduction :

Après avoir donné un rappelsur la théorie des ondelettes et de débruitage par seuillage de coefficients d'ondelettes, nous allons présenter, à travers ce chapitre, les différents résultats obtenus par différentes méthodes de reconstruction comme SPIRiT et L1-SPIRiT en mettant l'accent sur la méthode de cette dernière. Nous allons étudier par la suite l'influence des différents paramètres tel que le niveau de la décomposition, le type du seuil (dur et doux) et le type de l'ondelette (Daubechies, haar, etc) sur la reconstruction L1-SPIRiT en étudiant les paramètres d'évaluations comme le PSNR, TEI, MI, MSSIM et le RLNE dont le but d'améliorer la qualité de l'image reconstruite par L1-SPIRiT.

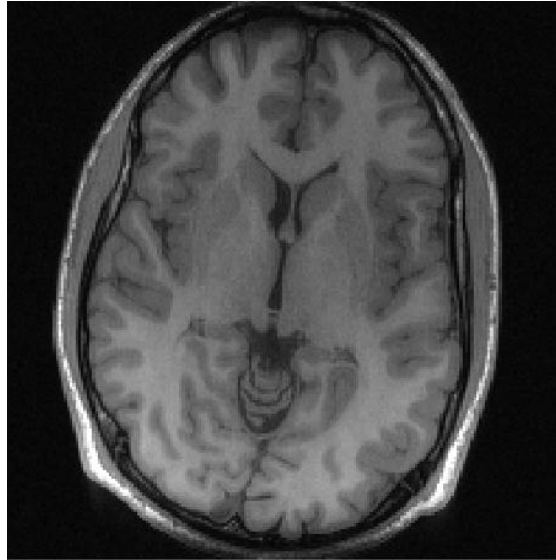
2. Langage et données utilisés :

2.1. MATLAB :

MATLAB (« *matrix laboratory* ») est un langage de programmation de quatrième génération émulé par un environnement de développement du même nom ; il est utilisé à des fins de calcul numérique. Développé par la société The MathWorks, MATLAB permet de manipuler des matrices, d'afficher des courbes et des données, de mettre en œuvre des algorithmes, de créer des interfaces utilisateurs, et peut s'interfacer avec d'autres langages comme le C, C++, Java, et Fortran. Les utilisateurs de MATLAB (environ un million en 2004) sont de milieux très différents comme l'ingénierie, les sciences et l'économie dans un contexte aussi bien industriel que pour la recherche. Matlab peut s'utiliser seul ou bien avec des *toolbox* (« boîte à outils »)[15].

2.2. Images réelles du cerveau :

Différentes applications ont été établies à travers ce chapitre en se basant sur une image réelle du cerveau. L'image utilisée représente une image pondérée en T1 acquise d'un scanner IRM 1,5 Tesla (GE, Waukesha, WI) en utilisant une bobine tête 8 canaux, elle représente une coupe à travers un volume 3D de séquence spoiled gradient écho (SPGR). Cette dernière a été acquises avec les paramètres suivants : TE = 8 ms, TR = 17,6 ms, un angle de bascule de 20°, un champ de vision (FOV) de 20 cm × 20 cm × 20 cm avec une taille de matrice de 200 × 200 × 200 pour une résolution isotrope 1 mm³.



FigureIII.1 : image des données réelles Brain_8ch.

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

3. Paramètres d'évaluations :

L'évaluation des paramètres de performance est un aspect important en imagerie médicale qui propose plusieurs critères ; parmi ces critères, nous sommes appuyés sur les paramètres suivants : PSNR (Peak signal-to-noise ratio), TEI (Information de bord transférée), MI, MSSIM (Indice de similarité structurelle moyen) et le RLNE (Erreur relative de la norme L 2) [17].

3.1 Rapport signal sur bruit (PSNR) :

Le rapport signal sur bruit (Peak signal-to-noise ratio), PSNR souvent abrégé, est généralement exprimé en termes de l'échelle des décibels logarithmique car de nombreux signaux ont une très large gamme dynamique. Le PSNR est le plus souvent utilisé pour mesurer la qualité de la reconstruction par rapport à l'image originale. Le PSNR est une approximation de la perception humaine de la qualité de la reconstruction, il est en fonction de l'erreur quadratique moyenne (MSE). Le MSE est définie pour 2 images ; I : image référence et K : image reconstruite de taille $m \times n$ comme :

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

Le PSNR (en dB) est défini comme suit :

$$PSNR = 10 \log \left(\frac{255}{\sqrt{MSE}} \right). \quad (2)$$

3.2. Information de bord transférée (TEI) :

L'information de bord transférée TEI est défini comme :

$$TEI = Q_g^{\tilde{x}\tilde{x}} Q_a^{\tilde{x}\tilde{x}} \quad (3)$$

Où : $Q_g^{\tilde{x}\tilde{x}}$ et $Q_a^{\tilde{x}\tilde{x}}$ représente les valeurs de préservation de la résistance du bord et de l'orientation. TEI mesure la quantité d'informations de bord que l'échantillonnage compressé reconstruit en utilisant un détecteur de bord Sobel qui calcule l'approximation de dérivation horizontale G_x et l'approximation de dérivation verticale G_y avec une opération de convolution

$$G_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} * f \text{ Et } G_y = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$$

3.3. Erreur relative de la norme L 2 (RLNE) :

L'erreur relative de la norme L 2 (RLNE) calcule l'erreur de reconstruction, elle est définie par :

$$RLNE(\hat{x}) = \frac{\|\hat{x} - \tilde{x}\|_2}{\|\tilde{x}\|_2} \quad (4)$$

Elle est utilisée pour mesurer la différence entre l'image reconstruite $\hat{x}$ et l'image $\tilde{x}$ entièrement échantillonnée.

3.4. Erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) :

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

$$NMSE = \frac{\sum |I^{reference}(x,y) - I^{recon}(x,y)|^2}{\sum |I^{reference}(x,y)|^2} \quad (5)$$

Où : $I^{reference}$ représente l'image de référence et I^{recon} représente l'image reconstruite. Le dénominateur est un facteur de normalisation correspondant à l'énergie totale de l'image de référence.

3.5. Indice de similarité structurelle moyen

L'indice de Similarité Structurelle moyen (Mean Structural Similarity Index MSSIM) permet lui aussi d'évaluer la qualité totale de l'image reconstruite. Une mesure de la similarité structurelle compare des modèles locaux d'intensités de pixels normalisées pour la luminance, le contraste et la structure. Donc, le système compose la tâche de mesure de la similarité en trois comparaisons : Luminance, contraste et structure.

- La comparaison de la luminance, est déterminée par l'expression suivante :

$$L(x, y) = \frac{(\mu_x \mu_y + C_1)}{(\sigma_x^2 \sigma_y^2 + C_1)}. \quad (6)$$

- μ_x, μ_y sont les intensités moyennes des signaux x et y respectivement :

$$\mu_x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \text{ et } \mu_y = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \quad (7)$$

- $C_1 = (k_1 l)^2$.
- $K_1 \ll 1$ et L est le rang dynamique des valeurs des pixels (255 pour une image).

$$C(x, y) = \frac{2\sigma_x + 2\sigma_y + C_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2}. \quad (8)$$

Avec :

- $C_2 = (k_2 l)^2$. $K_2 \ll 1$
- σ_x et σ_y sont des écarts type des signaux originaux x et y respectivement :

$$\sigma_x = \left(\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu_x)^2 \right)^{1/2}. \quad (9)$$

- La fonction de comparaison de structure est définie comme suit :

$$S(x, y) = \frac{\sigma_{xy} + C_3}{\sigma_x \sigma_y + C_3}. \quad (10)$$

Avec :

- σ_{xy} est la covariance du couple (x, y).

$$\sigma_{xy} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu_x)(y_i - \mu_y). \quad (11)$$

- $C_3 = \frac{C_2}{2}$.

La combinaison de ces trois comparaisons détermine l'indice de similarité structurelle (SSIM) entre deux signaux x et y :

$$SSIM(x, y) = \frac{(\mu_x \mu_y + C_1)}{(\sigma_x^2 \sigma_y^2 + C_1)} \frac{(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)}. \quad (12)$$

3.6. Technique de mesure de la qualité de l'image par l'utilisation de l'indice SSIM :

Comme application, nous exigeons une seule mesure totale de la qualité de toute l'image ; d'où un indice SSIM moyen (MSSIM) pour évaluer la qualité totale de l'image. Le MSSIM est déterminé par :

$$MSSIM(x,y)=\frac{1}{N}\sum_{j=1}^M SSIM(x,y). \quad (13)$$

Où x et y sont les images de référence et reconstruite respectivement ; x_i et y_i sont les contenus des images au i èmes fenêtres locale et M est le nombre total de fenêtres locales dans l'image. Une image parfaitement reconstruite a un SSIM moyen égal à 1. Les valeurs du NMSE exposent une meilleure consistance avec l'apparence visuelle qualitative.

4. Résultats expérimentaux :

Dans cette partie, nous allons comparer les paramètres d'évaluations donnés par les deux méthodes de reconstruction : SPIRiT et L1-SPIRiT pour sélectionner la méthode permettant de réaliser des images à haute résolutions afin de l'améliorer par la méthode du débruitage par seuillage de coefficients d'ondelettes.

4.1. Reconstruction SPIRiT :

Comme vue dans le deuxième chapitre, cette méthode de reconstruction a des propriétés similaires à la méthode GRAPPA mais plus générale, elle utilise les données d'une manière plus efficace. La méthode SPIRiT utilise une correspondance linéaire entre les signaux ACS acquis et force cette correspondance pour synthétiser les valeurs des données dans les positions des lignes manquantes. L'objectif de cette méthode, est de décrire la reconstruction comme un problème inverse régi par deux contraintes de cohérence : cohérence de calibration, et cohérence de données d'acquisition. L'idée de cette approche est de séparer ces contraintes. La reconstruction d'image désirée consiste à trouver une solution qui satisfasse la condition de fidélité aux données.

L'image de la figure III.2 (b) représente l'image reconstruite à partir de l'image de référence de la figure III.2 (a) par la méthode SPIRiT. Les paramètres PSNR, TEI, MI et RLNE sont représentés afin d'étudier la qualité de l'image reconstruite.

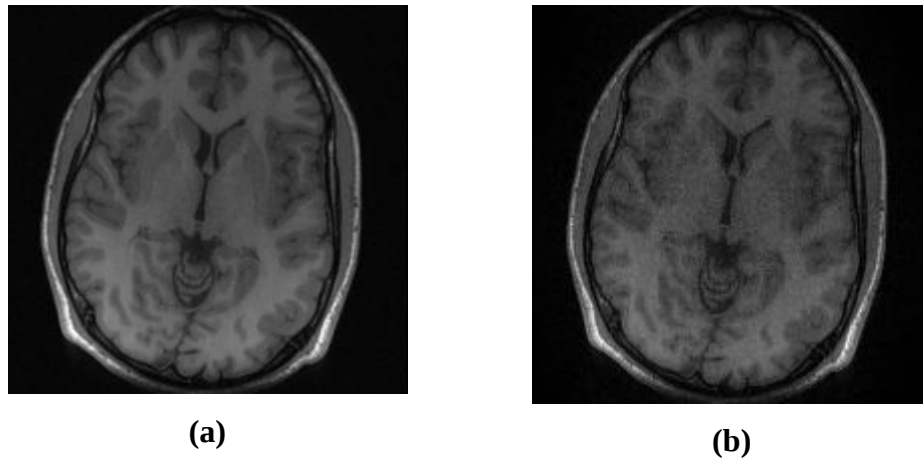


Figure III.2 : Reconstruction d'image réelle Brain_8ch par la méthode SPIRiT. a) image référence, b) image reconstruite.

PSNR : 34.7563

TEI : 0.6938

MI : 2.5274

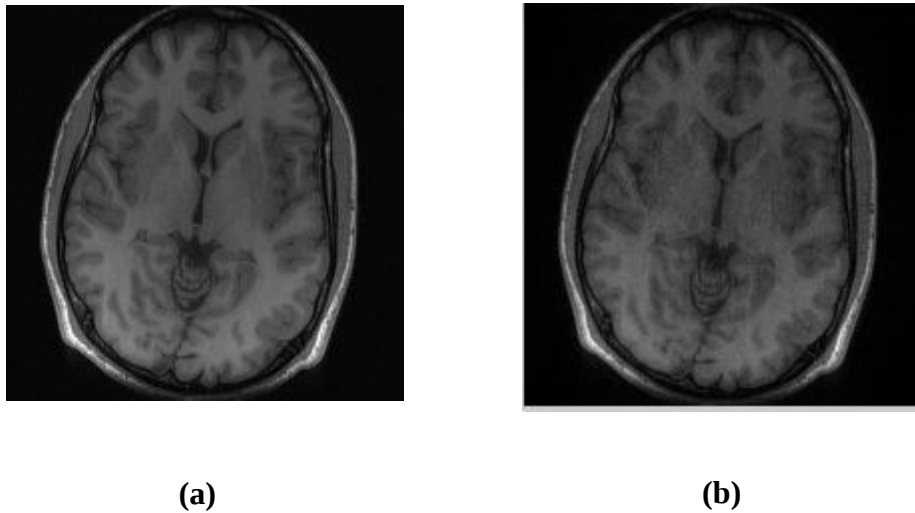
MSSIM : 0.8741

RLNE : 0.0734.

4.2. Reconstruction L1-SPIRiT :

La reconstruction L1-SPIRiT est une méthode rapide qui combine l'imagerie parallèle (PI) à l'échantillonnage compressée (CS) en effectuant une procédure d'optimisation conjointe de la norme L1. La méthode L1-SPIRiT originale utilise une transformée en ondelettes bidimensionnelle (2D) pour exploiter les redondances de données intra-bobine et un modèle parcimonieux pour exploiter les redondances de données inter-bobines [18].

L'image de la figure III.3 (b) représente l'image reconstruite à partir de l'image de référence de la figure III.3 (a) par la méthode L1-SPIRiT. Les paramètres PSNR, TEI, MI et RLNE sont représentés afin d'étudier la qualité de l'image reconstruite.



FigureIII.3:Reconstruction d'image réelle Brain_8ch par la méthode L1-SPIRiT.(a) image référence, (b) image reconstruite.

PSNR:35.5575

TEI:0.7142

MI:2.6754

MSSIM : 0.8952

RLNE :0.0669

Les résultats des figureIII.2 et figureIII.3 montrent que la méthode L1-SPIRiT est plus préformante que celle de SPIRiTavec un PSNR élevé et un RLNE réduit. Pour cette raison nous avons essayé d'améliorer beaucoup plus cette dernière par la méthode du débruitage par seuillage de coefficients d'ondelettes et ceci en jouant sur certains paramètres.

Pour atteindre notre objectif, nous avons essayé de développer un algorithme passant par les étapes suivantes :

- Choisir un échantillonnage aléatoire afin d'avoir des données bobine par bobine de structure parcimonieuses.
- Reconstruction SPIRiT non linéaire de la norme L1 bobine par bobine à partir des données réelles.
- Etape d'analyse: dans cette étape nous avons passé par une décomposition à partir de laquelle nous avons choisis l'ondelette et le niveau de décomposition.et calculer la décomposition en ondelette (Algorithme de MALLAT) de signal à débruiter.

- Seuillage des coefficients de détails. Pour chaque niveau (du niveau 1 au niveau N). sélectionner un seuil et l'appliquer aux coefficients des détails on optant pour un seuillage dur ou doux.
- Etape de synthèse ou reconstruction en ondelettes (vu au chapitre 2) à partir des coefficients originaux de l'approximation de niveau N (inchangé) et des coefficients des détails modifiés de niveau 1 à N.

4.3. Résultats del'algorithme proposé :

Dans cette section, nous avons étudié notre algorithme de reconstruction L1-SPIRiT améliorée. Nous avons essayé de faire varier certains paramètres de décompositions comme le niveau dedécomposition, le type du seuil et le type de l'ondelette en gardant d'autres pour chaque expérience.

4.3.1. Analyse de niveau de décomposition

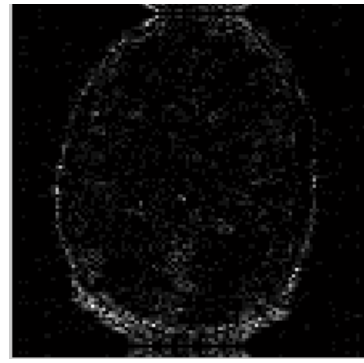
Afin d'analyser nos données, nous avons étudié dans cette partie l'influence des différents niveaux de décomposition sur la qualité de l'image reconstruite.

4.3.2. Premier niveau de résolution

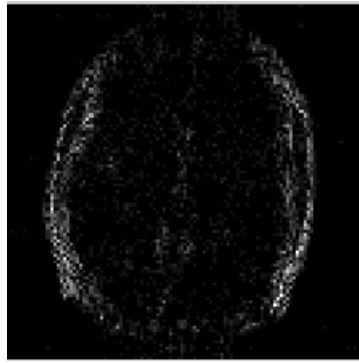
En suivant notre algorithme décrit ci-dessus, nous avons passé par une décomposition à différents niveaux de l'image obtenu à partir des données acquises de l'appareil IRM. La figure III.4 montre la décomposition au premier niveau, les approximations sont représentées par la figure III.4 (a) et les détails sont illustrés par la figure III.4 (a), (b) et (c) (verticaux (b), diagonaux (c) et horizontaux (d)) de l'image des données réelles Brain_8ch en utilisant comme type d'ondelette 'haar'.



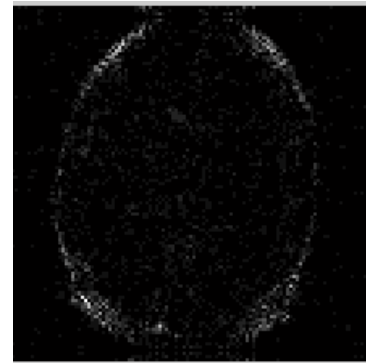
(a)



(b)



(c)



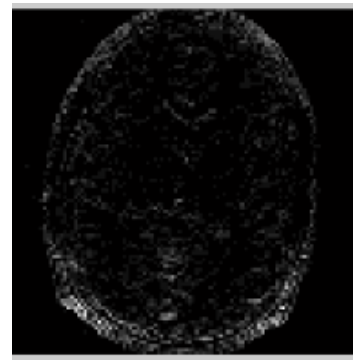
(d)

Figure III.4: Décomposition en ondelettes de type 'haar'. (a) les approximations. (b) les détails horizontaux. (c) Détails verticaux. (d) Détails diagonaux.

Dans cette partie, nous avons choisi comme type d'ondelette, l'ondelette 'bior3.7'. Les approximations sont illustrées par la figure III.5 (a) et les détails sont représentés par la figure III.5 (a), (b) et (c) (verticaux (b), diagonaux (c) et horizontaux (d)) de l'image des données réelles Brain_8ch.



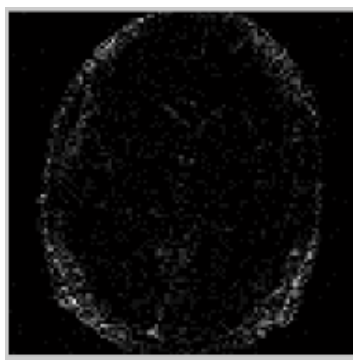
(a)



(b)



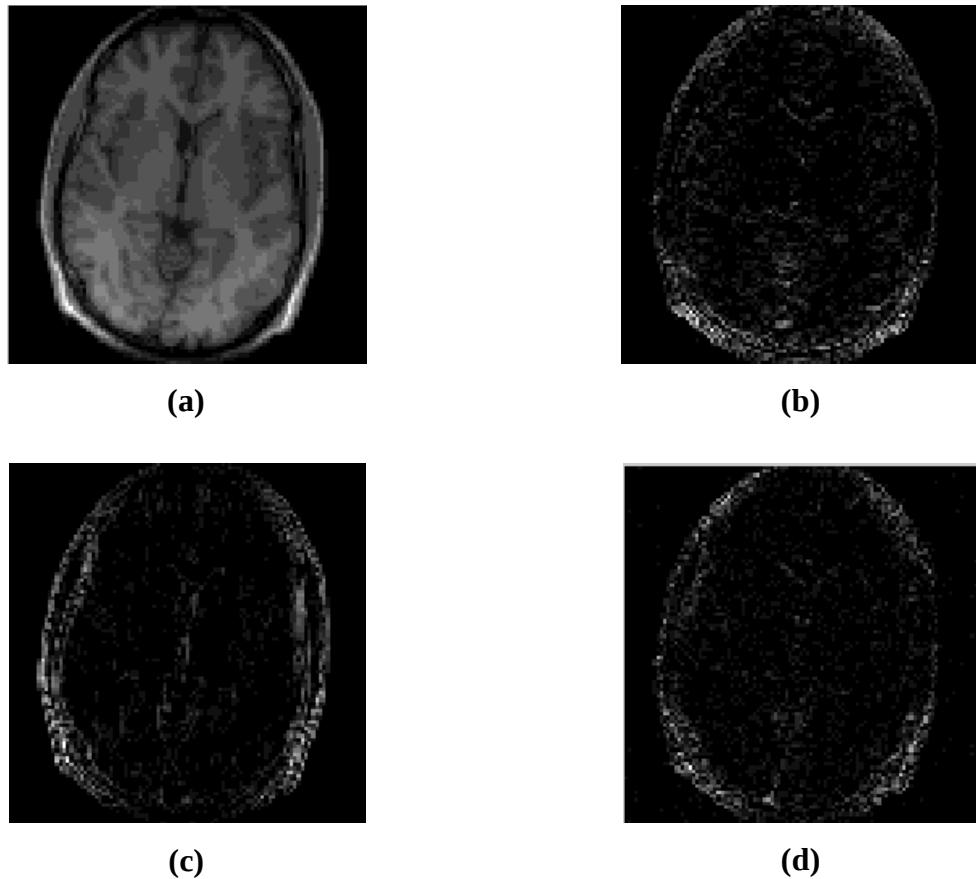
(c)



(d)

FigureIII.5:décomposition en ondelettes de type 'bior3.7'. (a) les approximations. (b) les détailsHorizontaux.(c) Détails verticaux.(d) Détails diagonaux.

La figure III.6 montre la décomposition au premier niveau, les approximations sont représentées par la figure III.6 (a) et les détails sont représentés par la figure III.6 (a), (b) et (c) (verticaux (b), diagonaux (c) et horizontaux (d)) de l'image des données réelles Brain_8ch en utilisant comme type d'ondelette 'db1'.



FigureIII.6: Décomposition en ondelettes de type 'db1'. (a) Les approximations. (b) DétailsHorizontaux.(c) Détails verticaux.(d) Détails diagonaux.

4.3.3. Deuxième niveau de résolution :

La figure III.7 montre la décomposition audeuxième niveau de résolution, les approximations la figure III.7 (a,e) et les détails (verticaux La figure III.7 (b,f), diagonaux la figure III.7 (c,g) et horizontaux la figure III.7 (d,h)) de l'image des données réelles Brain_8ch.

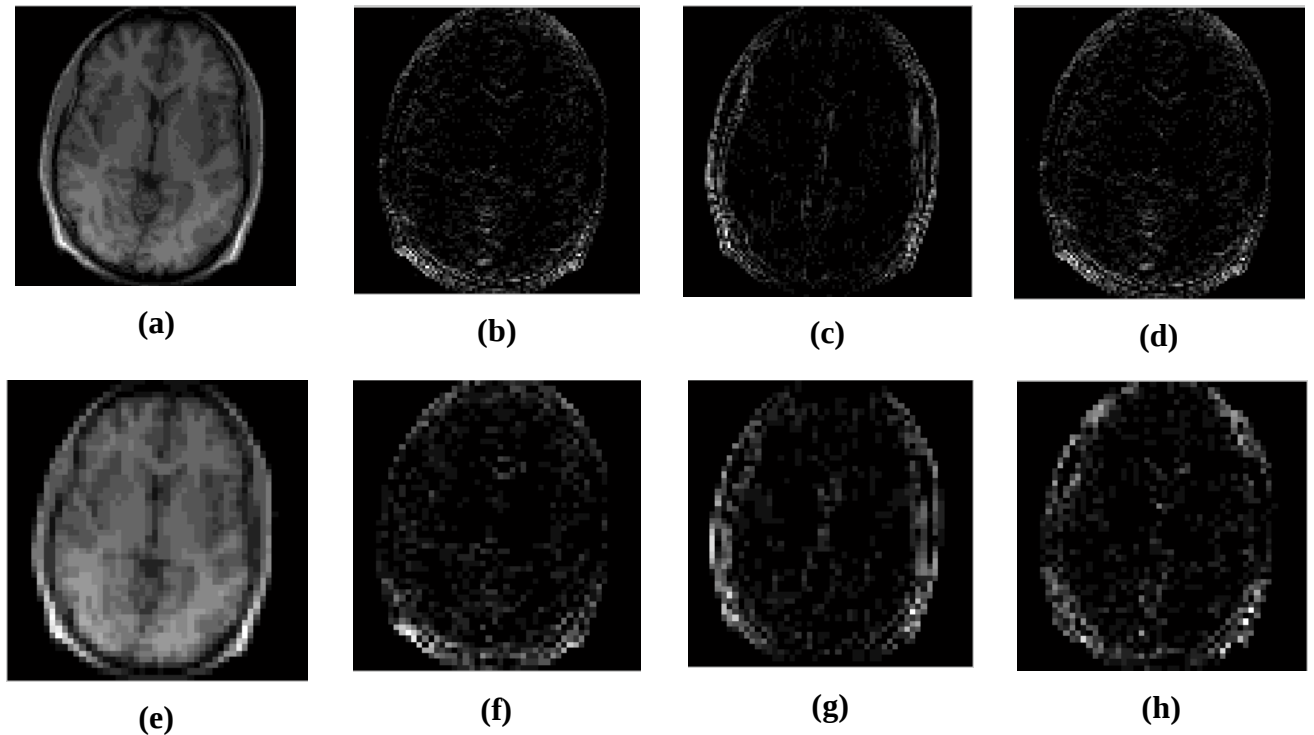


Figure III.7: Décomposition en ondelettes au deuxième niveau.

(a) Les approximations du 1^{er} niveau. (b) Détails Horizontaux du 1^{er} niveau. (c) Détails verticaux du 1^{er} niveau. (d) Détails diagonaux du 1^{er} niveau. (e) Les approximations du 2^{eme} niveau. (f) Détails Horizontaux du 2^{eme} niveau. (g) Détails verticaux du 2^{eme} niveau. (h) Détails diagonaux du 2^{eme} niveau.

4.3.4. Décomposition inverse:

La décomposition inverse ou synthèse de l'image représente la partie reconstruction de l'image. Dans cette partie, nous avons appliqué la décomposition inverse aux différents coefficients d'approximations et de détails (ca1, ch1, cv1, cd1) afin de reconstruire notre image désirée.

La figure III.8 montre l'image reconstruite à partir de ces approximations (figure III.8 (a)) et ces détails (figure III.8 (b)). Afin de vérifier si la reconstruction est parfaite, nous avons calculé la différence entre l'image reconstruite et l'image initiale puis faire sa moyenne. Et d'après les résultats on a obtenu une bonne reconstruction. $\text{moy} = 7.1646 \times 10^{-17}$.

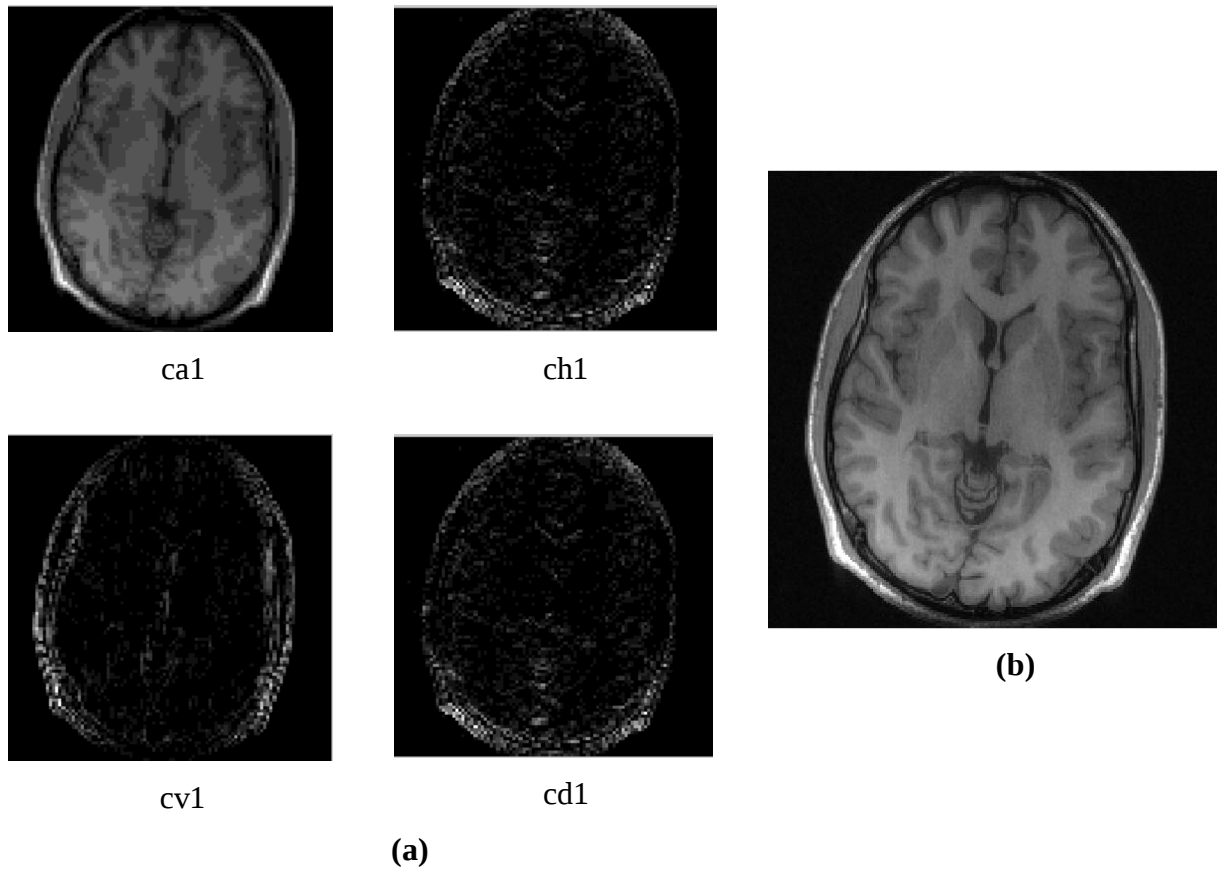
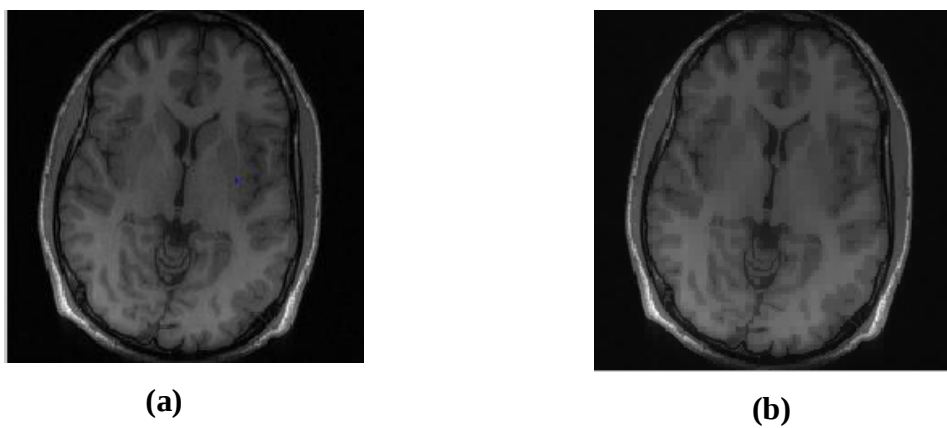


Figure III.8 : (a) Approximations et détails de l'image. (b) Image reconstruite.

La figure III.9 illustre quelques images reconstruites après une décomposition de différents niveaux. Visuellement et quantitativement les résultats sont presque les mêmes.



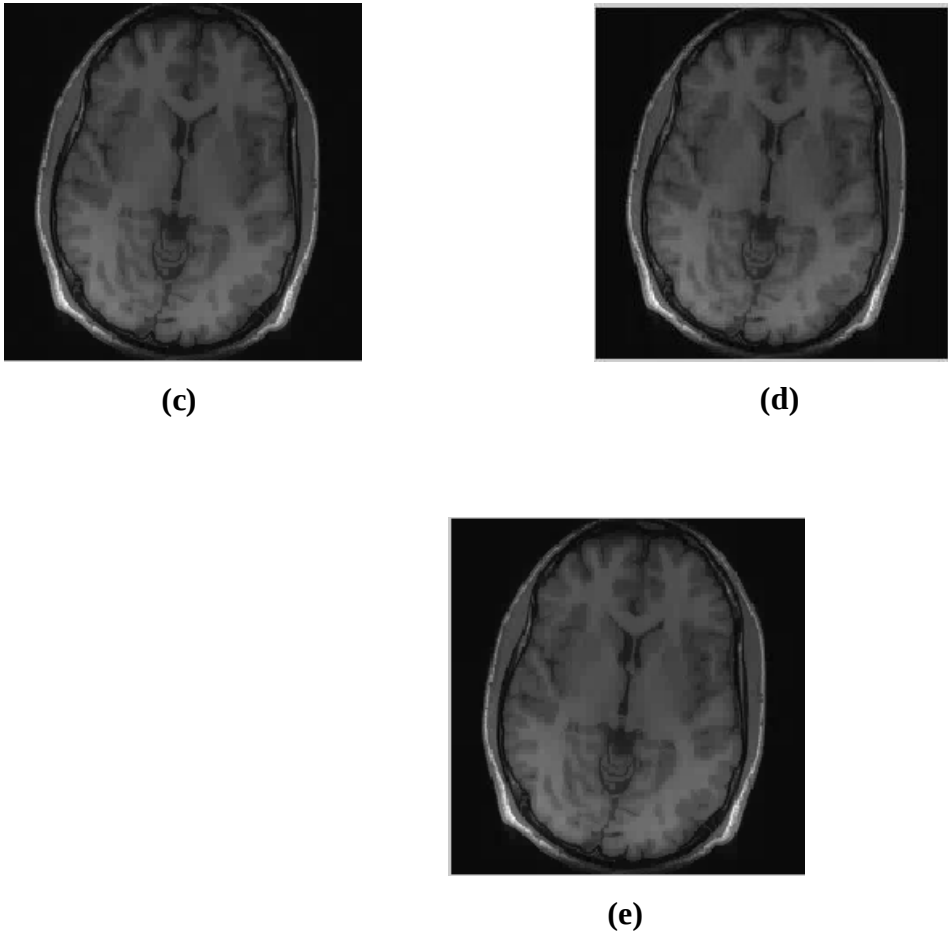


Figure III.9 : **(a)**reconstruction après une décomposition de 1 niveau.**(b)** reconstruction après une de décomposition de 2 niveaux.**(c)** reconstruction après une décomposition de 3 niveaux.**(d)** reconstruction après une décomposition de 5 niveaux.**(e)** reconstruction après une décomposition de 7 niveaux.

Dans cette expérience, nous avons pris le type de l'ondelette 'sym2' et le seuil utilisé à la méthode SPIRiT $T=0.0015$ pour étudier l'influence du niveau de décomposition sur la qualité de l'image. Le tableau III.1 exprime les différents résultats des différents paramètres d'évaluations obtenus en faisant varier le niveau de décomposition.

Tableau III.1 : Influence du niveau de décomposition sur les paramètres d'évaluations des images reconstruites.

	Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3	Niveau 5	Niveau 7
PSNR	33.1449	33.1357	33.1318	33.1185	33.1060
TEI	0.6416	0.6422	0.6401	0.6405	0.6413
MI	2.3759	2.3753	2.3748	2.3776	2.3750
MSSIM	0.8479	0.8476	0.8468	0.8470	0.8470

RLNE	0.0897	0.0899	0.0902	0.0901	0.0902
-------------	--------	--------	--------	--------	--------

Les résultats montrent une petite variation entre les résultats des paramètres d'évaluations obtenus, ce qui indique que le niveau de décomposition n'influe pas beaucoup sur la qualité de l'image reconstruite.

4.3.5. Type de l'ondelette :

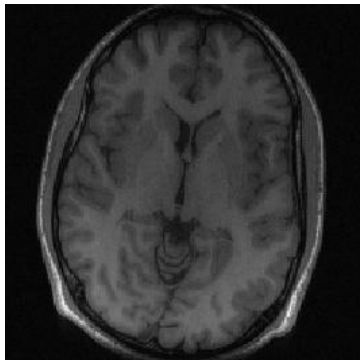
Dans cette expérience, nous avons fixé le niveau de décomposition à 2 et le seuil à 0.0015 pour étudier l'influence du type d'ondelette sur les paramètres d'évaluations des images reconstruites. Le tableau III.2 exprime les différents résultats des différents paramètres d'évaluations obtenus en faisant varier le type de l'ondelette.

Tableau III.2 : influence du type d'ondelette sur les paramètres d'évaluations des images reconstruites à partir des données réelles Brain_8ch.

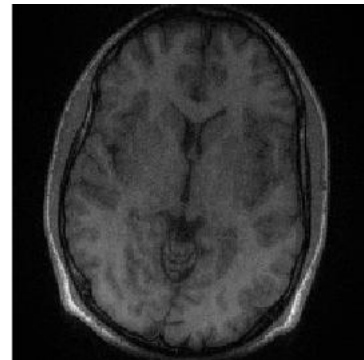
Type de l'ondelette	Daubechies (1)	Haar	Bior (3.7)	Symmlet (2)	Coiflet (2)
PSNR	33.1610	33.1230	33.1274	33.1357	33.1108
TEI	0.6398	0.6424	0.6397	0.6422	0.6400
MI	2.3791	2.3748	2.3783	2.3753	2.3765
MSSIM	0.8483	0.8482	0.8475	0.8476	0.8467
RLNE	0.0896	0.0900	0.0899	0.0899	0.0900

Les résultats du tableau montrent que le type de l'ondelette « Daubechies » donne les meilleurs résultats comparant aux autres types d'ondelette avec un PSNR un peu élevé et un RLNE un peu réduit.

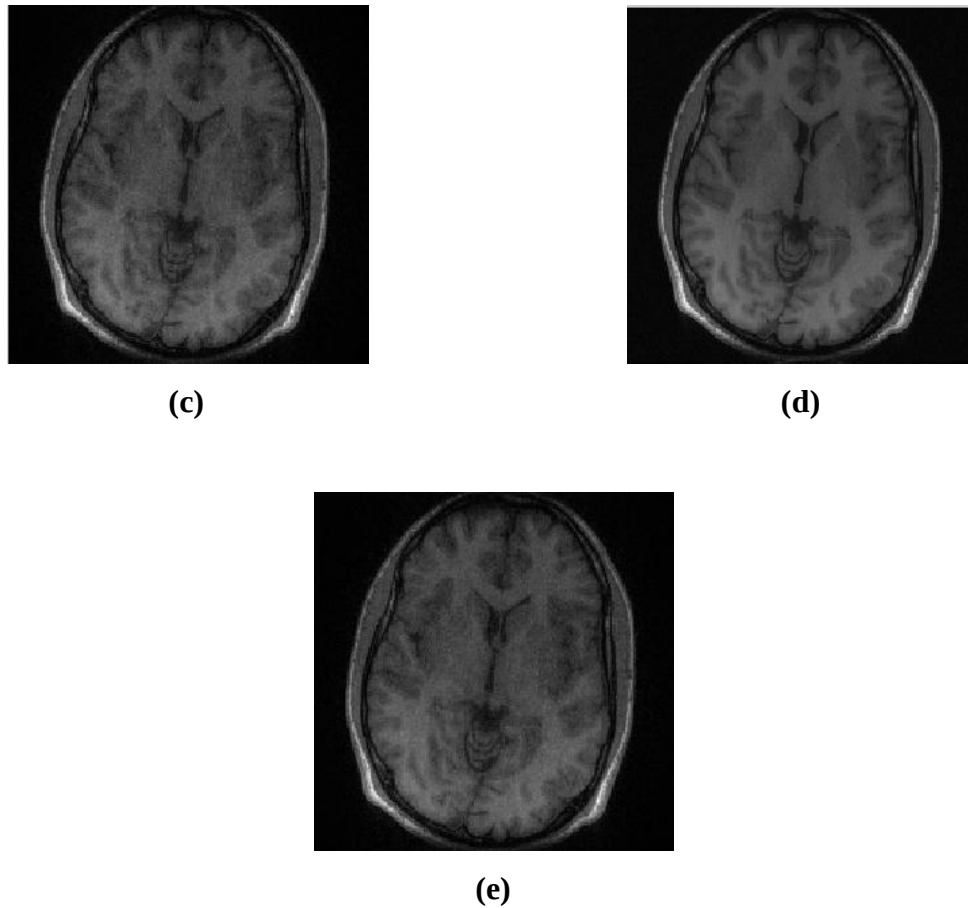
La figureIII.10 confirme les résultats du tableau, visuellement l'image la plus performante est celle obtenue par l'ondelette Daubechies.



(a)



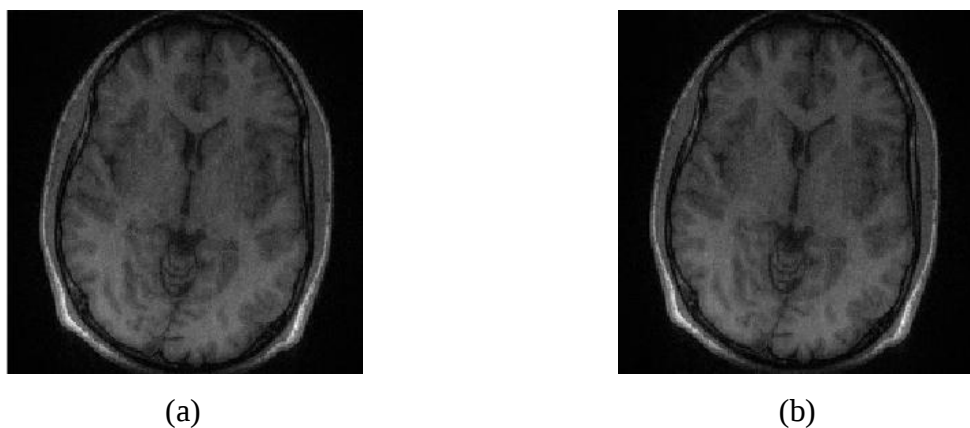
(b)



FigureIII.10 : Images reconstruites en utilisant différents types d'ondelettes.(a)Daubechies. (b)Haar.(c)Bior.(d)Symmlet.(e)Coiflet.

4.3.6. Type du seuil (dur-doux) :

Afin d'étudier l'influence du type du seuil sur la qualité des images reconstruites nous avons choisi un niveau égale à 2 et un type de l'ondelette 'db1'. La figureIII.11 montre l'image reconstruite en utilisant le seuil doux la figureIII.11(a) et la figureIII.11 (b) le seuil dur, visuellement nous remarquons que le seuil doux est meilleur que le seuil dur.



FigureIII.11 : Reconstruction d'image en utilisant différents types de seuil.

(a) seuil doux. (b) seuil dur.

Le tableau III.2 exprime les différents résultats des différents paramètres d'évaluations obtenus en faisant varier le type du seuil.

Tableau III.3 : influence du type du seuil sur les paramètres d'évaluations des images reconstruites.

Type du seuil	Seuil doux(soft)	Dur(hard)
PSNR	33.0947	29.9636
TEI	0.6411	0.5202
MI	2.3750	1.9664
MSSIM	0.8463	0.7584
RLNE	0.0903	0.1349

Nous remarquons que le PSNR en utilisant un seuil doux est plus élevé que celui en utilisant le seuil dur. Aussi le RLNE en utilisant le seuil doux est faible que celui en utilisant le seuil dur. Le choix du seuil doux est donc meilleur que celui du dur.

5. Conclusion :

À travers ce chapitre nous avons essayé de comparer les deux méthodes de reconstruction SPIRiT et L1-SPIRiT et prendre celle qui donne la meilleure reconstruction pour l'améliorer en utilisant la décomposition et le débruitage par seuillage des coefficients. Les résultats obtenus montrent que la méthode L1-SPIRiT est la plus performante. Pour l'améliorer beaucoup plus, nous avons essayé d'étudier plusieurs paramètres : le niveau de décomposition, le type de l'ondelette et le type du seuil. Une décomposition au premier niveau de résolution, une ondelette de type Daubechies et un seuil doux représentent les paramètres optimaux permettant d'acquies les meilleurs résultats avec un PSNR élevé, un RLNE réduit, et une meilleure qualité visuelle.

Conclusion générale :

Dans ce mémoire, nous nous sommes basé sur l'imagerie par résonance magnétique qui est un outil indispensable à l'établissement d'un diagnostic précis, malgré sa lenteur d'acquisition.

L'imagerie parallèle(IRMp) est une technique récente qui a permis l'amélioration de certains facteurs dont le gain du temps et l'amélioration de la qualité de l'image. L'IRM parallèle nécessite plusieurs méthodes de reconstruction telle que :SENSE, GRAPPA, SPIRiT et L1-SPIRiT. Dans notre travail, nous avons opté à la méthode L1-SPIRiT pour ces bons résultats, nous avons essayé par la suite de l'améliorer.

Les ondelettes ont apporté un souffle nouveau au traitement des images. Elles permettent en effet d'analyser et de repérer les discontinuités d'un signal à une ou deux dimensions, et à des échelles différentes. Par seuillage des coefficients d'ondelettes, l'image est débruitée par élimination des détails les plus fins. Nous avons essayé donc d'améliorer la méthode d'échantillonnage compressé appliquée à la méthode L1-SPIRiT en étudiant le débruitage des images reconstruites.

D'après les simulations effectuées, nous avons déduit que le bon choix d'entrée comme le type du seuil et le type de l'ondelette permet d'améliorer la qualité de l'image reconstruite, les paramètres optimaux trouvés sont : un type d'ondelette 'Daubechies' et un seuil doux. Les images acquises en utilisant ces paramètres paraissent tout à fait parfaites avec un rapport signal/bruit élevé et un temps d'acquisition réduit.

Comme perceptive, nous avons voulu changer le type d'image, essayer d'autres valeur de bruits et passer par toutes les ondelettes avec tous leurs degrés pour choisir plus précisément les meilleurs paramètres

