



جامعة أبو بكر بلقايد - تلمسان

Université Abou Bekr Belkaïd de Tlemcen

Faculté de Technologie

Département de Génie Biomédical

Laboratoire de Recherche de Génie Biomédical

MEMOIRE DE PROJET DE FIN D'ETUDES

Pour l'obtention du Diplôme de

MASTER en GENIE BIOMEDICAL

Spécialité : Signaux et Images en Médecine

Présenté par : BEN KHALFALLAH Amel et HOURIA Latifa

Imagerie hybride TEP - IRM

Soutenu le 23 Mai 2016 devant le Jury

M.	RAHMOUN Fethi	<i>MAA</i>	Université de Tlemcen	Président
Mme	ILES Amel	<i>MCB</i>	Université de Tlemcen	Encadreur
Mme	LOUDJEDI Kamila	<i>MCB</i>	Université de Tlemcen	Examineur

Année universitaire 2015-2016

Remerciements

Tout d'abord je remercie le bon dieu le tout puissant pour son aide et pour nous avoir donné la patience et la volonté pour réussir ce modeste travail.

Au terme de ce mémoire, nos vifs remerciements sont adressés en premier lieu à notre encadreur Madame ILES Amel pour avoir bien voulu accepter de nous encadrer, pour leurs conseils et leurs remarques qui étaient d'un grand apport pour la finalisation de cette modeste recherche.

Nos remerciements sincères à l'ensemble des membres du jury Monsieur RAHMOUN Fethi et Madame LOUDJEDI Kamila qui nous font le grand honneur d'avoir accepté de juger notre travail.

A tous les consultants rencontrés lors de nos recherches et qui ont accepté, de bonne grâce, de nous livrer toutes les informations demandées.

A toute l'équipe pédagogique du Département de Génie Biomédical de Tlemcen pour avoir assuré notre formation et enrichi notre savoir.

Nous remercions aussi tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à l'élaboration de ce travail.

Résumé

Les images de l'intérieur du corps humain peuvent être obtenues de manière non invasive en utilisant des techniques d'acquisition et de reconstruction. En particulier, ces techniques sont couramment utilisées pour obtenir des images Hybride TEP-IRM claire et fidèle au contenu du corps humain.

Les images TEP reconstruites sont obtenues à partir d'un ensemble de leurs projections acquises, à l'aide des techniques de reconstruction. Un aperçu général de méthodes analytiques et itératives de reconstruction : SBP, FBP, LS, ART et SART est présenté.

Les images IRM reconstruites sont obtenues à l'aide de l'espace K acquis et en passant par des techniques de reconstruction. Deux techniques sont utilisées pour améliorer la qualité de l'image, la parcimonie (SPARSE) qui nécessite une représentation parcimonieuse de l'image en utilisant une décomposition en ondelette et l'échantillonnage compressé (CS) qui utilise lui aussi une représentation parcimonieuse et un sous échantillonnage aléatoire. Une image IRM médicale standard de cerveau de même patient est utilisée.

Les résultats simulés sont comparés à l'aide des paramètres de mesure de qualité pour divers cas de test et la conclusion est atteinte. Grâce à ces résultats simulés de la reconstruction TEP, nous avons démontré que l'approche itérative fournit la meilleure qualité d'image et semble être efficace en termes de réduction des erreurs mais nécessite un temps de calcul élevé. Pour la reconstruction IRM les deux approches utilisées donnent des bons résultats.

Mots clés : *SBP, FBP, LS, ART, SART, Sparse, CS et sous échantillonnage aléatoire.*

Abstract

Images of the inside of the human body can be obtained noninvasively using acquisition and processing techniques. In particular, these techniques are commonly used to obtain hybrid image PET-MRI of the human body.

The reconstructed images PET are obtained given a set of their projections, acquired using reconstruction techniques. A general overview of analytical and iterative methods of reconstruction in computed tomography (PET) is presented with Back Projection (SBP), Filter Back Projection (FBP), least square method (LS), algebraic reconstruction technique (ART) and Simultaneous algebraic reconstruction technique (SART) algorithms.

The reconstructed MRI images are obtained from K space using two kinds of reconstruction algorithm, sparse witch needs wavelet decomposition and another one use sparsity and random undersampling. A standard medical image MRI of brain from the same patient it's used.

The simulated results are compared using quality measurement parameters for various test cases and conclusion is achieved. Through these simulated results, we have demonstrated that the iterative approach provides the best image quality and appears to be efficient in terms of error reduction but requires a large computation time. For the MRI reconstruction both approaches give good results.

Keywords : *SBP, FBP, LS, ART, SART, Sparse, CS and random undersampling*

Table des matières

Remerciements.	i
Résumé.	ii
Abstract	iii
Table de matière	vii
Table de figures.	xi
Liste des tableaux	xv
Liste des abréviations.	xv
Introduction générale	3
I Généralité d'imagerie hybride TEP et IRM	5
Introduction	6
I.1 Imagerie médicale hybride TEP-IRM	6
I.2 Imagerie médicale TEP	7
I.2.1 Définition	7
I.2.2 Principe de fonctionnement de TEP	8
I.2.2.1 Traceur radioactif	8
I.2.2.2 Désintégration β^+ et émission du positon	9
I.2.2.3 Phénomène d'annihilation	9
I.2.3 Système de détection	10
I.2.3.1 Principes élémentaires de la détection	10
I.2.4 Traitement des événements détectés et formation des coïncidences	11
I.2.4.1 Principe	11
I.2.4.2 Temps-mort	12
I.2.5 Types d'événements mesurés en TEP	12
I.2.5.1 Coïncidences diffusées	12
I.2.5.2 Coïncidence fortuite	13
I.2.6 Temps de VOL	13
I.3 Imagerie par résonance magnétique	14
I.3.1 Définition et appariement	14
I.3.1.1 Aimant	15
I.3.1.2 Système de gradient	15
I.3.1.3 Antennes ou bobines radiofréquence	15
I.3.2 Résonance magnétique nucléaire RMN	15
I.3.3 Excitation (la résonance)	17
I.3.4 Relaxation	18
I.3.4.1 Temps de relaxation longitudinale T1 (spin-réseau)	19
I.3.4.2 Temps de relaxation transversale T2 (spin-spin)	19
I.3.5 Équation de Bloch	19
I.3.6 Du signal RMN à l'image IRM	20

I.3.6.1	Gradient de sélection de coupe (G_s) :	20
I.3.6.2	Gradient de codage de la phase(G_p)	21
I.3.6.3	Gradient de codage de la fréquence(G_R)	21
I.3.7	Reconstruction des signaux par transformée de Fourier (l'espace K)	22
I.3.8	Séquences utilisées en IRM	22
I.3.8.1	Séquence d'écho de spin	23
I.3.8.2	Séquence d'écho de gradient	24
I.3.9	Conclusion	24
II	Etat de l'art des méthodes de reconstruction en imagerie médicale	25
	Introduction	26
II.1	Mode d'acquisition des données	26
II.1.1	Acquisition des données TEP	26
II.1.1.1	Rangement des données TEP : mode sinogramme	27
II.1.2	Acquisition des donnée IRM	28
II.2	Mode de reconstruction des données	28
II.2.1	Problème inverse	28
II.3	Reconstruction des images TEP	29
II.3.1	Méthodes analytiques	30
II.3.1.1	Transformée de Radon 2D	30
II.3.1.2	Simple rétroprojection	31
II.3.1.3	Transformée de FOURIER d'une image	32
II.3.1.4	Théorème de la coupe centrale	32
II.3.1.5	Méthode de rétroprojection filtrée	33
II.3.2	Les méthodes itératives (méthodes algébriques)	35
II.3.2.1	LS (Least Square)	38
II.3.2.2	ART (Algebraic Reconstruction Technique)	38
II.3.2.3	SIRT (Simultaneous iterative reconstruction technique)	39
II.3.2.4	SART (Simultaneous algebraic reconstruction technique)	39
II.4	Reconstruction IRM	40
II.4.1	Sparse (parcimonie)	40
II.4.1.1	Approximation par des signaux parcimonieux	41
II.4.1.2	Représentation parcimonieuse dans un espace transformé	41
II.4.1.3	Parcimonie pour la résolution de problèmes inverses	42
II.4.2	Echantillonnage compressé (Compressed Sensing)	44
II.4.2.1	Sous échantillonnage aléatoire de l'espace k	45
II.4.2.2	Reconstruction non linéaire	46
II.5	Conclusion	46
III	Résultats et discussions	47
	Introduction	48
III.1	Évaluation de performances	49
III.1.1	Erreur moyenne quadratique (MSE)	49
III.1.2	Rapport signal sur bruit crête (PSNR)	49
III.1.3	Normalized cross-correlation (NCC)	50
III.1.4	Structural content (SC)	50
III.1.5	Signal to Noise Ratio (SNR)	50
III.1.6	Erreur absolue normalisé (NAE)	50

Table des figures

I.1	Imagerie hybride : (1). image TEP-FDG, (2). image couplé TEP-IRM, (3). image IRM	7
I.2	Exemple de Tomographie par Emission de Postion	7
I.3	Schéma du processus complet de la TEP	8
I.4	Synthèse chimique du (a) glucose, (b)18F-FDG	9
I.5	Phénomène d'annihilation	10
I.6	Détecteurs et leur arrangement	10
I.7	Principe de fonctionnement d'un détecteur élémentaire	11
I.8	Représentation de la détection en coïncidence	12
I.9	Représentation schématique des différents types de coïncidences	13
I.10	Principe de la localisation du lieu d'annihilation avec la mesure de temps de vol (Time of Flight, TOF)	14
I.11	Exemple d'imageur IRM	14
I.12	3 Schéma simplifié d'un imageur IRM	15
I.13	Moment magnétique du spin d'un noyau d'Hydrogène	16
I.14	Influence du champ magnétique externe \vec{B}_0	16
I.15	Avant une impulsion RF. Dans un champ de 1T et pour une population de 1 million de protons excès de 2 protons d'énergie E1	17
I.16	Basculement de l'aimantation après l'application d'une impulsion radiofréquence dans le plan transverse au champ \vec{B}_0	18
I.17	Etablissement de l'aimantation longitudinal M_Z après une pulse RF de 90°	18
I.18	Relaxations transversales T_2 et T_2^*	19
I.19	Sélection de coupe par un gradient de champ magnétique en Z	20
I.20	Sélection de l'impulsion du gradient d'encodage de phase	21
I.21	Sélection de l'impulsion du gradient d'encodage de fréquence	21
I.22	Exemple de schémas de remplissage du plan de Fourier	22
I.23	Schéma de la séquence d'écho de spin	23
I.24	Schéma de la séquence d'écho de gradient	24
II.1	Représentation d'un scanner TEP cylindrique	26
II.2	Optional caption	27
II.3	Principe de reconstruction d'un sinogramme	27
II.4	Échantillonnage 2DFT dans l'espace-k	28
II.5	Système d'axe pour les projections 2D	30
II.6	Principe de la reconstruction par épandage	31
II.7	Exemple de reconstruction par rétroprojection	32
II.8	Principe du théorème de la coupe centrale	33
II.9	Reconstruction par rétroprojection filtrée.	34

II.10 Apodisation du filtre rampe par la fenêtre de Hamming	35
II.11 Mise en forme algébrique du problème de la reconstruction	36
II.12 Présentation du problème de l'acquisition tomographique dans les méthodes itératives	36
II.13 processus général des méthodes itératives	38
II.14 Exemple de signal parcimonieux	41
II.15 Exemple d'approximation d'une image grâce aux ondelettes	42
II.16 Illustration des domaines et des opérateurs utilisés dans les exigences de la CS	45
III.1 Organigramme résume la reconstruction des images TEP et IRM	48
III.2 (Gauche) « brain TEP » de taille (128x128). (À droite) correspondant sinogramme, avec Les angles de projection varient entre avec un pas de 1 (i.e. 180 projections).	51
III.3 Images reconstruites par rétroprojection simple (SBP) en utilisant a) 3, b) 18, c) 24, d) 36, e) 64, f) 72, g) 120 et h) 180 projections	52
III.4 Variation des critères d'évaluation en fonction du nombre de projections pour SBP (a) MSE, (b) NCC, (c) SC, (d) NAE, (e) PSNR et (f) SNR	53
III.5 Images reconstruites par Rétroprojection Filtrée (FBP). En utilisant a) 3, b) 18, c) 24, d) 36, e) 64, f) 120, g) 150 et h) 180 projections	54
III.6 Variation des Critères d'évaluation en fonction du nombre de projections pour FBP (a) MSE, (b) NCC, (c) SC, (d) NAE, (e) PSNR et (f) SNR	55
III.7 Images reconstruites par LS. En utilisant (a) 3, (b) 18, (c) 24, (d) 36, (e) 64, (f) 72 et (g) 120 projections	56
III.8 variation des critères d'évaluation en fonction de nombre de projection. a) MSE, b) NCC, c) PSNR, d) SC, e) SNR et f) NAE.	58
III.9 Images reconstruites par ART. En utilisant a) 3, b) 10, c) 18, d) 24, e) 36, f) 64 itérations	59
III.10 Variation des critères d'évaluation en fonction de nombre de projection. a) MSE, b) NCC, c) SC, d) PSNR, e) SNR et f) NAE	60
III.11 Images reconstruite par la méthode de l'ART, en utilisant a) 2000, b) 4000, c) 5000, d) 6000, e) 10000, f) 12000, g) 18000 et h) 19656 itérations	61
III.12 Variation des critères d'évaluation en fonction de nombre d'itération. a) MSE, b) NCC, c) SC, d) PSNR, e) SNR et f) NAE	62
III.13 Images reconstruites par la méthode SAT, en utilisant a) 3, b) 10, c) 18, d) 36, e) 64, f) 120 projections	63
III.14 variation des critères d'évaluation en fonction de nombre de projection. A) MSE, b) NCC, c) SC, d) PSNR, e) SNR et f) NAE	64
III.15 Images résultantes par la méthode SART en utilisant : a) 10, b) 25, c) 50, d) 75, e) 100 itérations	65
III.16 Comparaison des techniques de reconstruction. En terme de a) MSE, b) NCC, c) PSNR, d) SC, e) SNR et NAE avec différentes projections.	66
III.17 Image IRM du cerveau de taille (512 × 512).	67
III.18 la représentation parcimonieuse de l'image test à 5 niveau. En utilisant l'ondelette Haar.	68
III.19 la représentation parcimonieuse de l'image test à 5 niveau. En utilisant l'ondelette Daubechies.	68

III.20	Images reconstruite par la méthode Sparse en utilisant l'ondelette Daubechies avec : a) 0.5%, b) 1%, c) 2.5%, d) 10%, e) 25%.	70
III.21	Images reconstruite par la méthode Sparse en utilisant l'ondelette Haar avec : a) 0.5%, b) 1%, c) 2.5%, d) 10%, e) 25%.	72
III.22	Variation des critères d'évaluation en fonction de pourcentage des coefficients utilisé pou récupérer l'image. a) MSE, b) NCC, c)SC, d) NAE, e) PSNR et f) SNR.	73
III.23	Images reconstruite par la méthode CS en utilisant l'ondelette Daubechies avec : a)10, b)50, c)100, d)150, e)200 itérations.	74
III.24	Fusion des images : a)Image reconstruite par FBP. b) Image reconstruite par CS. c) la fusion des deux images reconstruites.	75
III.25	Interface principale.	76
III.26	Interface de la reconstruction SBP.	76
III.27	Interface de la reconstruction LS.	77
III.28	Interface de la reconstruction CS.	77
III.29	Interface du résultat de la reconstruction TEP par la méthode FBP.	78
III.30	Interface du résultat de la reconstruction TEP par la méthode ART.	78
III.31	Interface du résultat de la reconstruction TEP par la méthode SPARSE.	79
III.32	Interface de la fusion de l'image TEP reconstruite par la méthode FBP et l'image IRM par la méthode SPARSE.	80

Liste des tableaux

III.1	<i>Résultats de la reconstruction SBP en fonction du nombre de projection.</i>	51
III.2	<i>Résultats de la reconstruction FBP en fonction de nombre de projection.</i>	54
III.3	<i>Résultats de variation des critères d'évaluation de LS en fonction de nombre de projection.</i>	57
III.4	<i>Résultats de reconstruction de la méthode ART en fonction de nombre de projection.</i>	58
III.5	<i>Résultats de la méthode ART en fonction de variation de nombre d'itération.</i>	60
III.6	<i>Résultats de la reconstruction par la méthode SART en fonction de nombre de projection.</i>	62
III.7	<i>Résultats de la reconstruction par la méthode SART en fonction de nombre d'itérations.</i>	64
III.8	<i>Temps de reconstruction pour différent nombre de projection (temps en seconde).</i>	67
III.9	<i>Résultat de la reconstruction par la méthode Sparce (par l'ondelette Daubchies) en fonction de pourcentage des coefficients.</i>	69
III.10	<i>Résultat de la reconstruction par la méthode Sparce (par l'ondelette Haar) en fonction de pourcentage des coefficients.</i>	69
III.11	<i>Résultat de la reconstruction par la méthode d'échantillonnage compressé en fonction de nombre d'itération.</i>	74

Liste des abréviations

- **TEP** : Tomographie par Emission de Positon.
- F_{18} - **FDG** : Fluoro - désoxyglucose.
- **TEMP** : Tmographie d' Emission Monophotonique.
- **TDM** : Tomodensitométrie.
- **LOR** : Line OF Reponse.
- **PM** : Photomultiplicateur.
- **TOF** : Time Of Flight.
- **IRM** : Imagerie par résonance magnétique.
- **RMN** : Résonance Magnétique Nucléaire.
- **FID** : Free Induction Decay.
- B_0 : Champ magnétique statique.
- B_1 : Champ magnétique radio-fréquence tournant.
- f_0 : fréquence de résonance .
- **dB** : Décibel.
- γ : rapport géromagnétique.
- **RF** : Radio Fréquence.
- T_1 : Temps de relaxation longitudinale.
- T_2 : Temps de relaxation transversale.
- G_S : Gradient de Slection de Coupe.
- G_P : Gradient de codage de de la phase.
- G_R : Gradient de codage de de la fréquence.
- **TE** : Temps d'Echo.
- **TR** : Temps de Répétition.

- R_2 : Transformée de Radon en 2D.
- TF_1 : Transformée de Fourier 1D.
- TF_2 : Transformée de Fourier 2D.
- **SBP** : Simple Back Projection.
- **FBP** : Filter Back Projection.
- **SRM** : System Reponse Matrix.
- **LS** : Least Square.
- **ART** : Algebrique Reconstruction Technique.
- **SIRT** : Simultaneous Iterative Reconstruction Technique.
- **SART** : Simultaneous Algebrique Reconstruction Technique.
- **CS** compressed sensing.
- **R** : facteur d'accélération.
- **MSE** : Mean Square Error.
- **PSNR** : Peak Signal Niose Ratio.
- **NCC** : Normalized Cross-Correlation.
- **SC** : Structural Content.
- **SNR** : Signal to Noise Ratio.
- **NAE** : Normalized Absolued Error.

Introduction générale

L'imagerie hybride TEP/IRM a largement remplacé en pratique clinique l'imagerie TEP seule en apportant des avantages de localisation et de performance diagnostique qu'offre la fusion des deux modalités pour la localisation et la détection des lésions dans l'évaluation des extensions et du suivi des tumeurs. Cette technique hybride a actuellement toute sa place dans les investigations diagnostiques et le suivi des traitements oncologiques. La visualisation simultanée des informations métaboliques et anatomiques sur les images de fusion de TEP-IRM s'avère supérieure en précision diagnostique et en performance qu'aux examens d'IRM ou de TEP pris séparément.

La tomographie par émission de positons est une modalité d'imagerie médicale qui permet de détecter de manière très sensible des accumulations de traceur dans des lésions de petite taille. Alors que l'IRM est une technique qui apporte des éléments diagnostiques complémentaires, en particulier, dans la différenciation tissulaire des tissus mous et des tumeurs.

L'acquisition des données brutes TEP-IRM se fait séparément. Ces données sont souvent bruitées (bruit photonique, de conversion, de détection...). En tomographie par émission de positons, nous intéressons à reconstruire une image à travers la répartition des isotopes radioactifs dans le corps humain ; et en imagerie par résonance magnétique, nous intéressons à reconstruire les propriétés magnétiques de l'objet. Dans ces deux domaines, le problème est toujours le même et peut être configuré par : comment reconstruire une image à partir de ses données ?

La technique de reconstruction la plus efficace est celle qui permet de reconstruire des images de bonne qualité, même lorsque les données projetées sont bruitées. En tomographie, des algorithmes classiques de reconstruction d'image TEP sont exploités tel que la rétroprojection simple (SBP) et la rétroprojection filtrée (FBP). Ce sont des méthodes de reconstruction analytiques. D'autres méthodes sont implémentées, grâce à leurs performances avec les données bruitées, ce sont les méthodes itératives. Parmi ces méthodes, nous pouvons citer : la technique de reconstruction algébrique (ART), la technique de reconstruction simultanée algébrique (SART) et la technique de reconstruction itérative simultanée (SIRT). SART est proposé comme un raffinement majeur de l'ART, qui combine les deux techniques SIRT et ART.

En IRM, des algorithmes récents sont utilisés pour reconstruire les images IRM telle que la parcimonie et l'échantillonnage compressé. La parcimonie utilise la décomposition en ondelette, la reconstruction est faite en prenant seulement les plus grands coefficients. L'échantillonnage compressé utilise une décomposition en ondelette et un sous échantillonnage aléatoire de l'espace K .

La mise en œuvre de ce travail est subdivisée en trois chapitres :

- Chapitre 1 est réservé pour donner une généralité sur l'imagerie hybride puis les deux modalités TEP et IRM séparément en citant leur principes physiques.
- En chapitre 2 nous réservons une grande partie pour la reconstruction TEP, on

commence tous d'abord par la partie acquisition des donnée TEP ensuite IRM en arrivant a posé notre problème. Différentes méthodes résolvant le problème ont été abordées.

- Dans le troisième chapitre, nous avons utilisé six paramètres d'évaluations afin d'étudier les différentes méthodes appliquées à la reconstruction TEP et IRM. Une interface graphique est développé sous environnement Matlab afin de simuler la reconstruction hybride des images numériques et pour comprendre en mieux le mécanisme de la reconstruction de l'image TEP/IRM.

Chapitre I

Généralité d'imagerie hybride TEP et IRM

Introduction

Ce chapitre décrit brièvement les notions nécessaires à la compréhension des contributions originales apportées au cours de ce mémoire. Dans un premier temps, on commence par définir l'imagerie hybride d'une manière générale, puis on se focalise à définir les deux techniques TEP et IRM séparément. On décrit en premier lieu la technique d'imagerie nucléaire TEP. Ensuite, on situe le contexte physique dans lequel s'inscrit la TEP, pour avoir décrit son principe de fonctionnement, les moyens mis en œuvre pour traiter les signaux issus de la TEP et les différents types d'évènements enregistrés.

En deuxième partie nous rappelons la constitution d'un imageur par résonance magnétique, les principes de résonance magnétique nucléaire, de relaxation, et les séquences pour en arriver à la formation d'une image et les séquences en IRM.

I.1 Imagerie médicale hybride TEP-IRM

La pratique médicale a connu une véritable révolution, grâce aux nouvelles techniques d'imagerie, les procédés de traitement se sont modernisés, le diagnostic est devenu plus précis et la qualité des soins est désormais meilleure. Parmi les modalités d'acquisitions, on peut citer :

- **L'imagerie médicale anatomique (morphologique)** : regroupe la radiologie traditionnelle dite radiologie X, le scanner ou Tomodensitométrie X (TDM), l'Echographie, et l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM). Ces techniques permettent d'obtenir des informations sur la structure des organes, leur forme, leurs limites, et dans certains cas leur contenu (structures osseuses, calculs vésicaux).
- **L'imagerie médicale fonctionnelle** : s'intéressera à la fonction des organes, des tissus ou des cellules, c'est-à-dire à leur métabolisme. Parmi les techniques d'imagerie fonctionnelle, on peut trouver IRM fonctionnelle, la tomodensitométrie par émission de positon TEP.

Plusieurs modalités sont parfois utilisées pour effectuer un seul diagnostic. Pour certaines anomalies, le radiologue doit, à la fois, étudier l'aspect structurel et fonctionnel d'une zone d'intérêt, c'est l'imagerie médicale hybride qui basé sur le couplage des techniques d'imageries fonctionnelles et anatomiques (TEP-IRM ou TEP-TDM).[1]

Le succès de l'imagerie hybride, depuis la mise en service du premier appareil de TEP/TDM mondial réside dans l'intégration à la fois de l'anatomie et de la fonction. En permettant un bon repérage anatomique des zones d'hyperfixation du radiotracer, la TEP/TDM est devenue un outil précieux dans de nombreux domaines de la médecine, particulièrement pour évaluer le stade pathologique et la réponse thérapeutique dans les maladies tumorales [2]. Sur le plan technique, la TDM permet une correction rapide et précise des données TEP, car l'atténuation du rayonnement gamma utilisé par l'absorption dans le patient peut être calculée à partir des données TDM. Cette correction est absolument nécessaire pour l'évaluation quantitative des zones d'hyperfixation du radiotracer.[3]

Compte du succès que connaît l'utilisation clinique des appareils de TEP/TDM, des systèmes TEP/IRM sont depuis peu évalués dans plusieurs applications cliniques. Par rapport aux images TDM, les images IRM présentent un bien meilleur contraste des tissus mous. En utilisant des fréquences de résonance légèrement différentes, l'IRM permet

de mesurer la concentration de différentes molécules afin d'obtenir des informations plus précises sur la composition des tissus. La particularité dans la TEP est que les radiotra-
ceurs permettent de visualiser des processus métaboliques spécifiques ou des récepteurs à
la surface des cellules. La TEP et l'IRM sont complémentaires à bien des égards. D'une
part, les altérations structurelles à l'IRM peuvent être mieux caractérisées par la TEP et
d'autre part, les altérations à la TEP peuvent être détectées avant qu'elles ne donnent
lieu à des altérations morphologiques à l'IRM [4]. (voir fig.I.1)

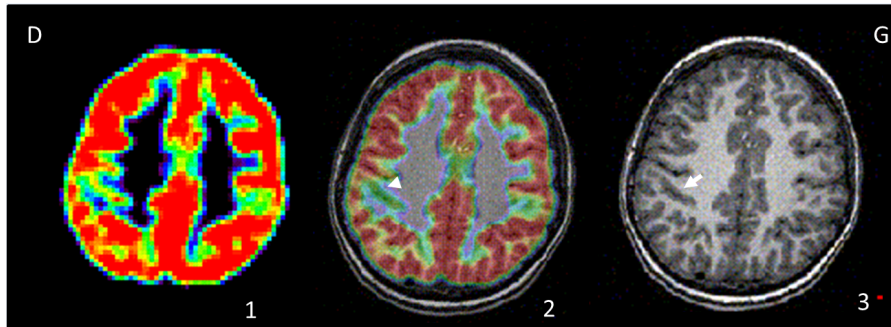


FIGURE I.1 – *Imagerie hybride : (1). image TEP-FDG, (2). image couplé TEP-IRM, (3). image IRM*

I.2 Imagerie médicale TEP

I.2.1 Définition

Le mot *tomographie* se décompose en deux parties : *tomo* et *graphie*. La racine *tomo* provient du grec ancien et signifie *couper*. La racine *graphie* provient du grec ancien puis du latin et signifie *écrire*. La tomographie consiste donc à reconstruire le volume d'un objet par coupes à partir de mesures externes. Ensuite, comme son nom l'indique, la TEP repose sur l'émission de positons. Ceux-ci sont émis par désintégration d'isotopes radio-actifs spécifiques, qui donnent lieu, a la création de deux photons gammas(γ) dans deux directions opposées. Cette paire de photons est recueillie par la couronne de détecteurs de la caméra à positons située autour du patient [5].(voir fig.I.2)



FIGURE I.2 – *Exemple de Tomographie par Emission de Postion*

I.2.2 Principe de fonctionnement de TEP

La tomographie par émission de positons (TEP) est basée sur l'utilisation d'un traceur marqué par un atome radioactif, qui émet des positons. Après son injection dans l'organisme par voie intraveineuse, le traceur s'associe à sa cible biologique. Les positons, émis lors de cette association, s'annihilent avec les électrons environnant en émettant deux photons dans des directions diamétralement opposées. Ils sont ensuite détectés en deux points du scanner et une série de traitements électroniques permet de déterminer si ces deux photons proviennent bien de la même annihilation. L'examen se poursuit quelques dizaines de minutes, pendant lesquelles plusieurs dizaines ou centaines de millions de coïncidences sont détectées et enregistrées [6]. À partir de la liste des coïncidences détectées, on fait appel à un algorithme de reconstruction pour obtenir les images de la répartition spatiale du traceur dans le corps du patient. L'algorithme de reconstruction sera détaillé en chapitre 2.

La figure (I.3) détaille les étapes du processus d'acquisition décrites si dessus :

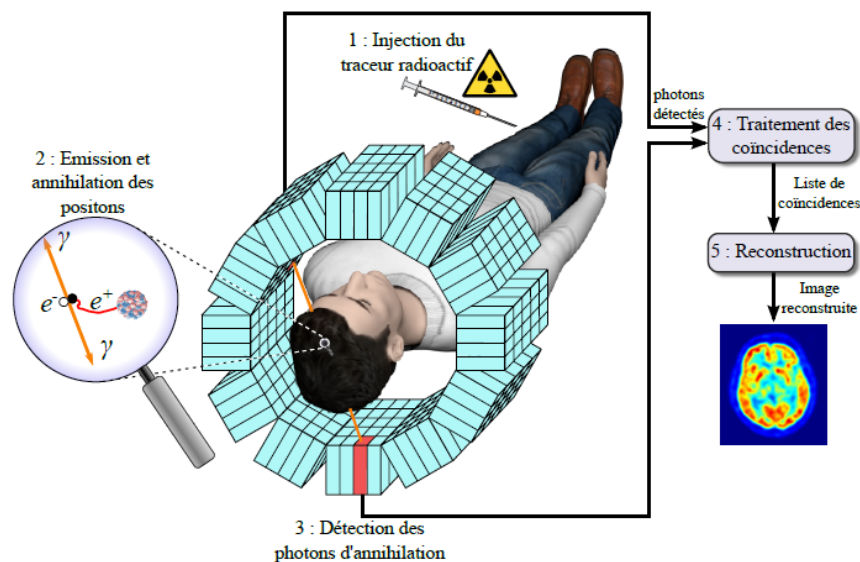
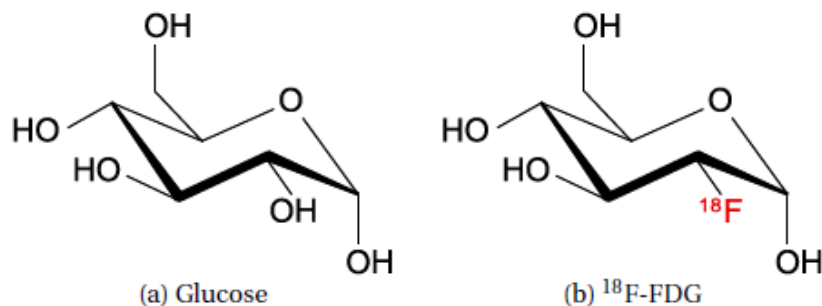


FIGURE I.3 – Schéma du processus complet de la TEP

I.2.2.1 Traceur radioactif

La solution injectée au patient en début d'examen contient un traceur qui est composé d'une molécule dont au moins un de ses atomes ou un de ses groupements d'atomes (exemple : hydroxyle) est substitué par un isotope instable émetteur de particules β^+ aussi appelées positons [6]. Ces atomes n'existent pas à l'état naturel et sont produits artificiellement dans des cyclotrons ou des générateurs. En fonction de sa formule chimique, le traceur est impliqué dans des métabolismes spécifiques. Un traceur très communément utilisé en routine clinique pour le diagnostic en cancérologie est le fluorodésoxyglucose (^{18}F -FDG). C'est un analogue du glucose, c'est-à-dire qu'il possède la même formule chimique à l'exception d'un groupement hydroxyle qui a été remplacé par un atome de fluor 18 (^{18}F), comme montre la figure (I.4).

FIGURE I.4 – Synthèse chimique du (a) glucose, (b) ^{18}F -FDG

La variation de concentration de cette molécule dans les tissus du patient est proportionnelle à la consommation en glucose. Les tumeurs sont révélées par une consommation anormalement élevée en glucose.

I.2.2.2 Désintégration β^+ et émission du positon

En TEP, la localisation du traceur est possible grâce à la détection des photons γ rayonnants du patient. Mais à la différence de la tomographie d'émission monophotonique (TEMP) ces photons ne sont pas émis directement par le traceur radioactif, ils résultent de l'annihilation des positons émis lors de la désintégration β^+ du noyau de l'isotope instable (un excès de charges positives) présent dans le traceur. Cette désintégration, repose sur la conversion d'un proton du noyau en neutron en émettant un neutrino électronique (ν) ainsi qu'un positon (equ.I.1). Le positon est une particule d'antimatière, un antiélectron, c'est-à-dire qu'il possède les mêmes propriétés physiques qu'un électron à l'exception de sa charge électrique qui vaut +1 au lieu de -1 [7].



Le fluor 18 n'existe pas à l'état naturel, il sera synthétisé grâce à un cyclotron médical. Sa production est réalisée en bombardant de l'oxygène avec des protons, ceci afin d'enrichir le noyau de l'atome de fluor en protons. Cet enrichissement du noyau rendra l'atome instable. Afin de revenir à son état normal, le fluor dans notre exemple émettra un positon.(voir equ.I.2) .



Le O^{18} est un isotope stable de l'oxygène qui n'entraîne pas de nouvelles désintégrations. Dans l'équation de désintégration β^+ , c'est l'émission du positon qui va nous intéresser [5].

I.2.2.3 Phénomène d'annihilation

Le positon émis par la désintégration β^+ récupère une partie de l'énergie de transition du proton en neutron sous la forme d'énergie cinétique. Cette énergie lui permet de parcourir quelques millimètres, voire quelques centimètres, pendant lesquels les interactions avec la matière traversée vont le ralentir jusqu'à se trouver quasiment au repos. Lorsque sa vitesse est suffisamment faible le positon peut se combiner et s'annihiler avec un électron, donnant naissance à une paire de photons (γ) colinéaires et de sens opposé (voir fig.I.5)

[6]. La ligne formée par les deux photons gamma est appelée ligne de réponse (LOR en anglais pour Line Of Response). Chaque annihilation est donc caractérisée par une LOR dont la détection constitue le signal utile. Il est important de noter que le point d'émission du positon n'est pas confondu avec celui des photons d'annihilation. De plus, lorsque le positon n'est pas tout à fait au repos, l'angle séparant l'émission des photons d'annihilation n'est pas exactement de 180° mais suit une distribution gaussienne dont la largeur à mi-hauteur est de 0.5° . Ces deux phénomènes fixent une limite physique intrinsèque à la résolution à laquelle la distribution spatiale du radio traceur est déterminée [8].

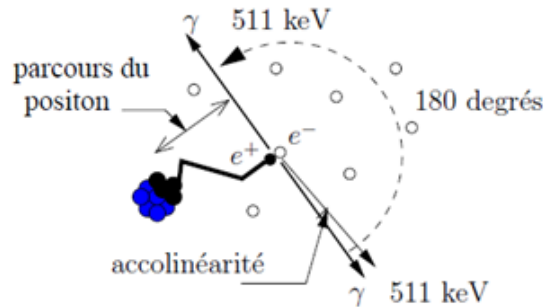


FIGURE I.5 – *Phénomène d'annihilation*

I.2.3 Système de détection

L'imagerie TEP repose sur la détection en coïncidence de deux photons de 511 keV issus d'une annihilation entre un positon et un électron du milieu.

I.2.3.1 Principes élémentaires de la détection

Les tomographe à émission de positon ont une organisation annulaire et sont composée d'un ensemble de détecteurs élémentaires permettent la détection des photons simultanément dans toutes les directions (voir fig.I.6.(a)). Chaque détecteur élémentaire est composé de cristaux scintillateurs couplés à des photomultiplicateurs PM (voir fig.I.6.(b)). Le rôle de chaque détecteur élémentaire consiste à arrêter le rayonnement, à déterminer l'énergie du photon incident et le moment où il a été détecté [9].

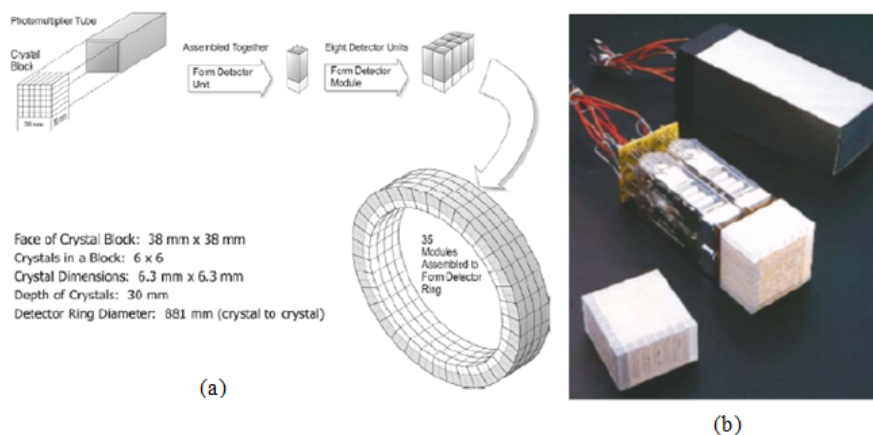


FIGURE I.6 – *Détecteurs et leur arrangement.*(a) : Schéma de l'organisation des détecteurs, (b) Bloc de cristaux couplés à un photomultiplicateur.

Tout photon entrant dans la chaîne de détection est analysé individuellement (voir fig.I.7). Il interagit avec les électrons du cristal en cédant son énergie, soit en totalité par effet photoélectrique, soit en partie par effet Compton. Ces derniers vont exciter d'autres électrons du réseau cristallin, et générer des mécanismes de scintillation.

L'énergie lumineuse ainsi créée est proportionnelle à l'énergie déposée dans le cristal. Elle est ensuite dirigée vers la photocathode du tube photomultiplicateur au travers d'un guide de lumière. Le rôle de la photocathode est de convertir l'énergie lumineuse en électrons. Ces derniers sont accélérés et focalisés sur la première dynode, où le nombre d'électrons est multiplié par le facteur d'émission secondaire. Ce processus de multiplication est identique pour les dynodes suivantes. Le signal en sortie du PM fournit une impulsion électrique mesurable, dont l'intégrale est proportionnelle à l'énergie du photon déposée dans le cristal [10].

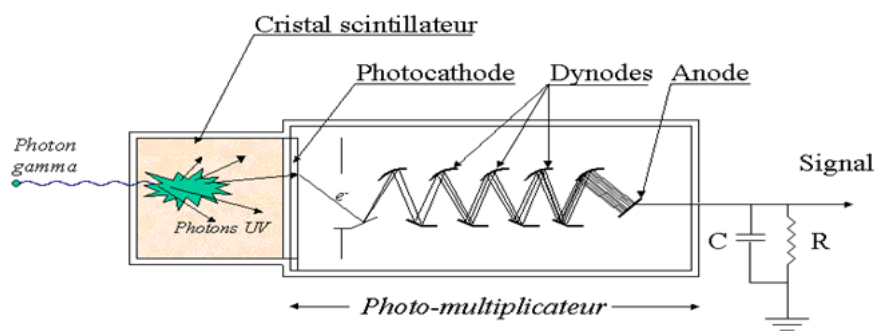


FIGURE I.7 – Principe de fonctionnement d'un détecteur élémentaire

I.2.4 Traitement des évènements détectés et formation des coïncidence

I.2.4.1 Principe

Les signaux électriques générés par les PM subissent une série de traitements afin de déterminer quand un photon d'annihilation a été détecté et quand deux photons détectés sont issus d'une même annihilation pour former une coïncidence. Ce traitement sera réalisé à l'aide d'un circuit de coïncidence qui réunit les détecteurs deux à deux. En pratique, le fonctionnement de ce circuit est basé sur deux critères : une fenêtre temporelle, et une fenêtre en énergie :

les deux photons n'arrivent pas exactement de façon simultanée sur les deux détecteurs opposés, mais avec un intervalle de temps de quelques nanosecondes. Un évènement, couramment appelé coïncidence, est enregistré si et seulement si la détection d'un photon par un détecteur A en t_1 est suivie par la détection d'un photon par le détecteur opposé B en t_2 dans un intervalle de temps dit *fenêtre temporelle* de largeur « 2τ » (où τ c'est un constant fixé par le constructeur) avec : $|t_2 - t_1| < 2\tau$ (voir fig.I.8) [7]. Une deuxième sélection des photons est effectuée en fonction de l'énergie de chaque photon incident qui doit être compatible avec la (fenêtre en énergie), c'est-à-dire l'énergie d'émission de 511Kev.

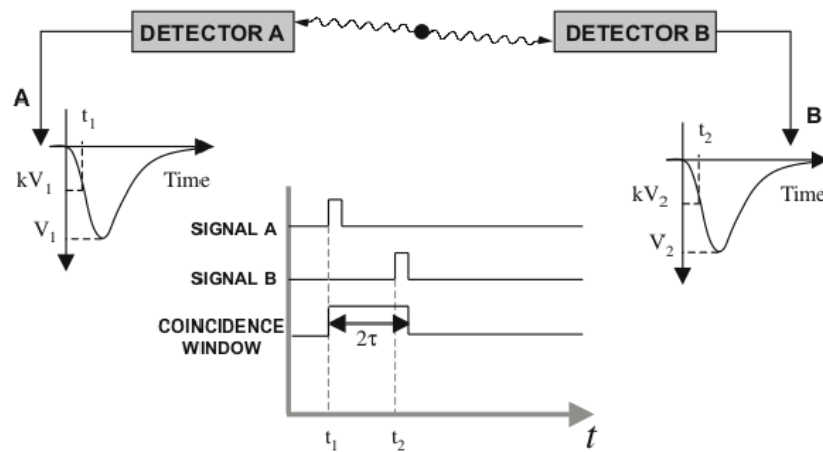


FIGURE I.8 – Schéma des traitements appliqués aux événements détectés pour former les coïncidences. (D'après Bailey et al. 2003)

I.2.4.2 Temps-mort

Le temps mort peut être défini comme une limitation du système à estimer le taux de comptage, lorsque celui-ci est élevé. Chaque sous système de la TEP a besoin d'un minimum de temps pour enregistrer deux événements comme étant distincts. Lorsque le taux de comptage augmente, la probabilité pour que deux événements arrivent dans un minimum de temps augmente elle aussi. La linéarité de la réponse du système est donc compromise. Plusieurs sources de temps mort ont pu être relevées :

- La durée d'intégration du signal nécessaire pour la détection d'un événement, c'est-à-dire le délai entre l'arrivée du photon dans le cristal scintillant, et le signal électrique qui en résulte à la sortie du photomultiplicateur.
- Le temps de réinitialisation du système, après avoir traité une coïncidence. Il existe un délai pendant lequel le système n'est pas capable de traiter d'autre signal.
- Les multiples coïncidences, c'est à dire celles arrivant durant une même fenêtre temporelle de coïncidence

I.2.5 Types d'évènements mesurés en TEP

Du fait des résolutions finies en énergie et en temps des différents constituants de la chaîne de mesure des coïncidences, certaines d'entre elles ne sont pas des coïncidences vraies, c'est-à-dire des coïncidences entre 2 photons issus d'une même annihilation.

La figure (I.9.a) représente une coïncidence vraie entre deux photons issus d'une même annihilation. Cependant, d'autres types de coïncidences parasites sont susceptibles d'être détectées comme coïncidences diffusées et coïncidence fortuite [11].

I.2.5.1 Coïncidences diffusées

Une coïncidence diffusée implique des photons qui ont interagi au moins une fois dans le patient avant d'être mesurés par les détecteurs. Si la perte d'énergie qui résulte de cette/ces interaction(s) n'est pas suffisante pour permettre de les discriminer en énergie par l'analyseur d'amplitude, ils sont enregistrés par le système de coïncidence. Une LOR résulte mais ne passe plus par le lieu d'annihilation (voir fig.I.9.b) qui provoque une dégradation de l'image.

I.2.5.2 Coïncidence fortuite

Ces coïncidences correspondent à la détection d'une paire de photons de 511 keV issus de deux annihilations différentes (voir fig.I.9.c). Ces coïncidences perturbent le signal et donc sa détection.

Ce phénomène peut se produire du fait du même principe de la fenêtre temporelle utilisée pour détecter les coïncidences vraies. Cette fenêtre temporelle a une largeur finie qui pourra dans certains cas enregistrer l'arrivée sur deux détecteurs opposés de deux photons ne provenant pas de la même annihilation comme coïncidence.

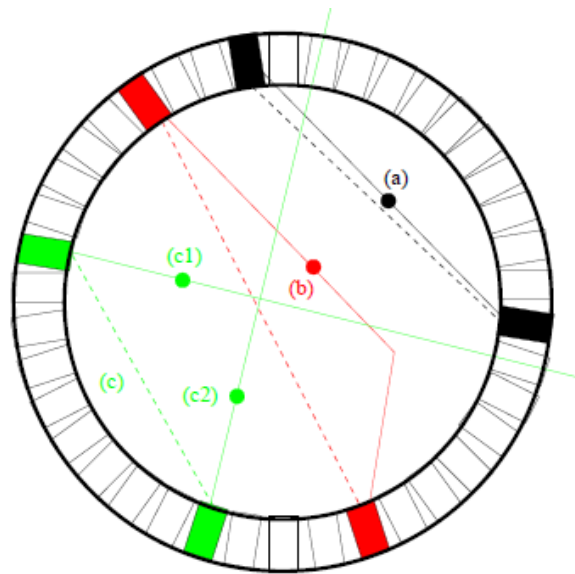


FIGURE I.9 – Représentation schématique des différents types de coïncidences

I.2.6 Temps de VOL

Pour améliorer la localisation du lieu d'annihilation sur une LOR donnée et donc la résolution spatiale des images, les TEP cliniques les plus récentes permettent la mesure du décalage entre les temps d'arrivés des photons gammas sur les deux détecteurs, ou temps de vol (Time of flight, TOF, équation I.6). Connaissant la vitesse de la lumière (équation I.7), il est en effet possible de déterminer plus précisément le lieu d'annihilation des photons sur la LOR et ce d'autant plus précisément que la résolution temporelle de la TEP utilisée est grande (voir fig.I.10) [12].

$$\Delta t = t_1 - t_2 \quad (\text{I.3})$$

$$\Delta x = \frac{c \times \Delta t}{2} \quad (\text{I.4})$$

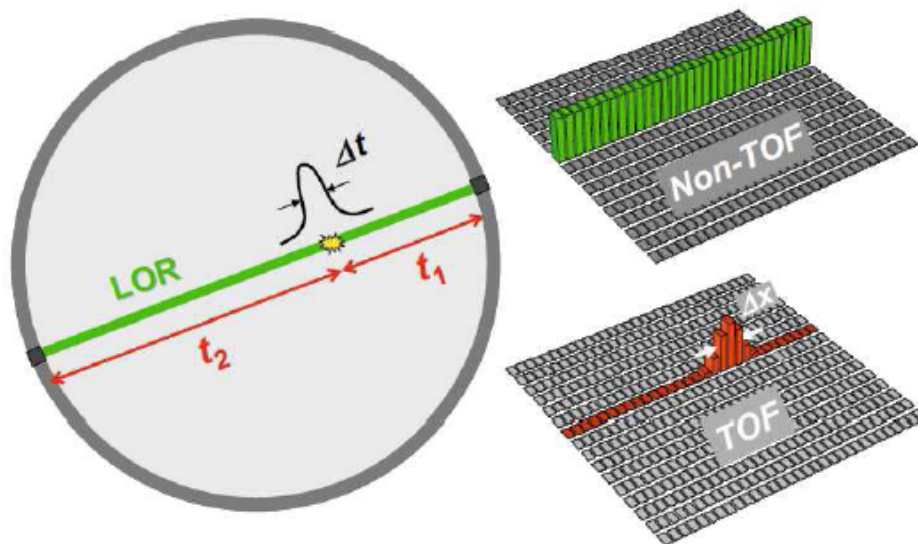


FIGURE I.10 – Principe de la localisation du lieu d’annihilation avec la mesure de temps de vol (Time of Flight, TOF) (source : (Lecomte, 2009)).

I.3 Imagerie par résonance magnétique

I.3.1 Définition et apparielage

L’Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) est une technique d’imagerie tomographique, basée sur le principe de la résonance des noyaux d’hydrogène, présents en abondance dans l’eau et les graisses des tissus biologiques donc repose sur le phénomène de résonance magnétique nucléaire (RMN), c’est-à-dire sur le couplage qui existe entre le moment magnétique du noyau et le champ magnétique externe, qui a été découvert par **F.Bloch** et **E.M.Purcell** en **1946**. Elle est essentiellement utilisée dans le domaine médical car elle permet d’obtenir une grande variété de contrastes et est particulièrement performante pour l’imagerie des tissus mous.



FIGURE I.11 – Exemple d’imageur IRM (Illustration d’après Siemens, www.siemens.com)

Un imageur IRM (voir fig.I.11) est constitué de : l’aimant, le système de gradient et

les antennes (voir fig.I.12).

I.3.1.1 Aimant

Il est généralement supraconducteur génère le fort champ statique nécessaire \vec{B}_0 à l'alignement des spins de l'objet. Le système de coordonnées de l'imageur est défini par l'orientation de ce champ.

I.3.1.2 Système de gradient

Un gradient de champ magnétique est généré par les trois bobines de gradient placées à l'intérieur de l'aimant. Chacune de ces bobines crée idéalement un champ magnétique lors du passage d'un courant électrique dans ces bobines dans la direction de \vec{B}_0 mais dont l'amplitude varie suivant la direction x, y ou z. Ces variations de champ magnétique sont nécessaires à la localisation du signal.

I.3.1.3 Antennes ou bobines radiofréquence

Ce sont des bobinages de cuivre, de formes variables (volumique ou surfacique), qui entourent le patient ou la partie du corps à explorer. Elles sont capables de produire et/ou de capter un signal de radiofréquence. Elles sont accordées pour correspondre à la fréquence de résonance de précession des protons (f_0).

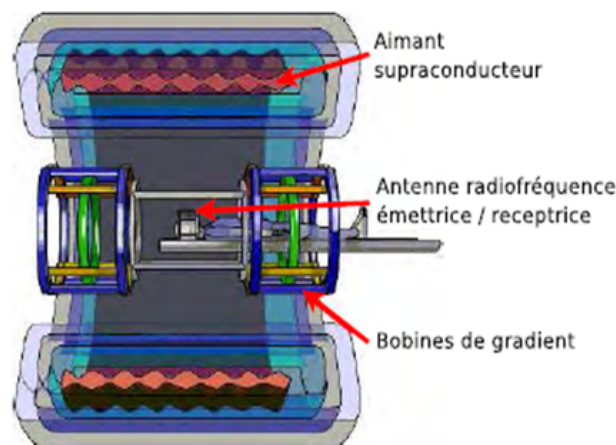
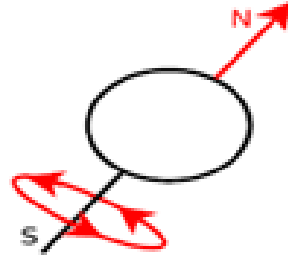


FIGURE I.12 – 3 Schéma simplifié d'un imageur IRM (Illustration d'après Alexis Adamon _CEA)

I.3.2 Résonance magnétique nucléaire RMN

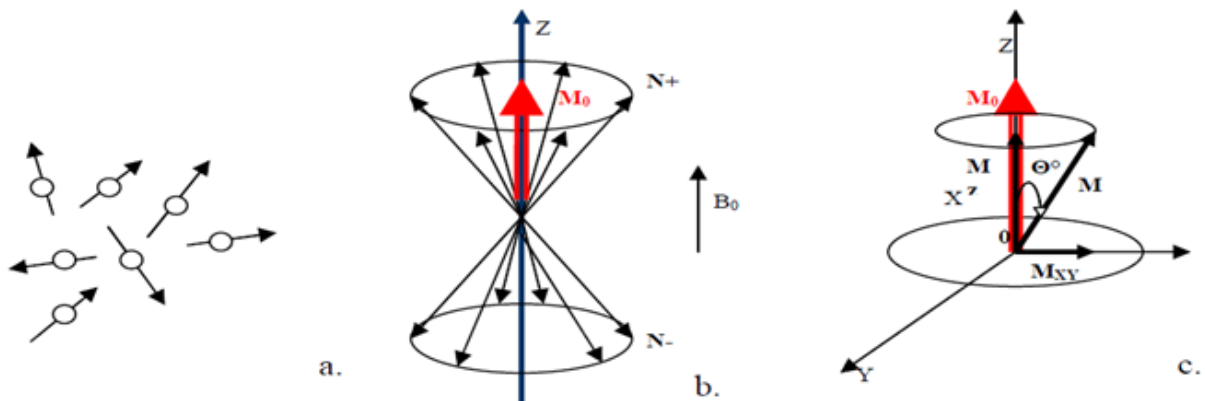
Le phénomène de résonance magnétique nucléaire (RMN) a été découvert de façon indépendante par **Bloch** et **Purcell**. La RMN est basée sur le fait que les noyaux de certains atomes possèdent un moment magnétique de spin. Une particule chargée généralement l'Hydrogène qui tourne induit un moment magnétique $\vec{\mu}$ aligné sur son axe de rotation caractérise le spin de la particule, c'est-à-dire le moment cinétique. Un tel noyau d'atomes peut donc être vu comme un aimant [13] (voir fig.I.13).

FIGURE I.13 – *Moment magnétique du spin d'un noyau d'Hydrogène*

En l'absence de champs magnétique, les moments magnétiques ont des directions aléatoires (voir fig.I.14a.). Par contre, en présence d'un champ magnétique extérieur \vec{B}_0 , les moments magnétiques ont tendance à s'aligner suivant la direction de ce champ (voir fig.I.14b.). Les spins sont soit orientés dans le même sens que le champ (parallèle), soit dans le sens opposé (antiparallèle). Ils entrent en résonance à une fréquence caractéristique, appelée fréquence de Larmor f_0 , tel que :

$$f_0 = \gamma B_0 \quad (\text{I.5})$$

La constante γ est le rapport gyromagnétique. Qui vaut 42,58 MHz/Tesla pour le noyau d'Hydrogène.

FIGURE I.14 – *Influence du champ magnétique externe \vec{B}_0*

La particule possède alors deux niveaux d'énergie (haut et bas) selon l'orientation des spins (voir fig.I.15). Elle est donnée par l'équation de **Boltzmann** [14] permet de calculer l'amplitude du signal d'IRM qui est proportionnel à la différence de population entre les deux niveaux d'énergie bas et haut :

$$N_{\text{parallèle}} - N_{\text{antiparallèle}} = \gamma \frac{h}{4\pi k} \cdot N_s \cdot \frac{B_0}{T} \quad (\text{I.6})$$

Avec : k la constante de **Boltzmann**, T la température et N_s le nombre de protons total de l'échantillon.

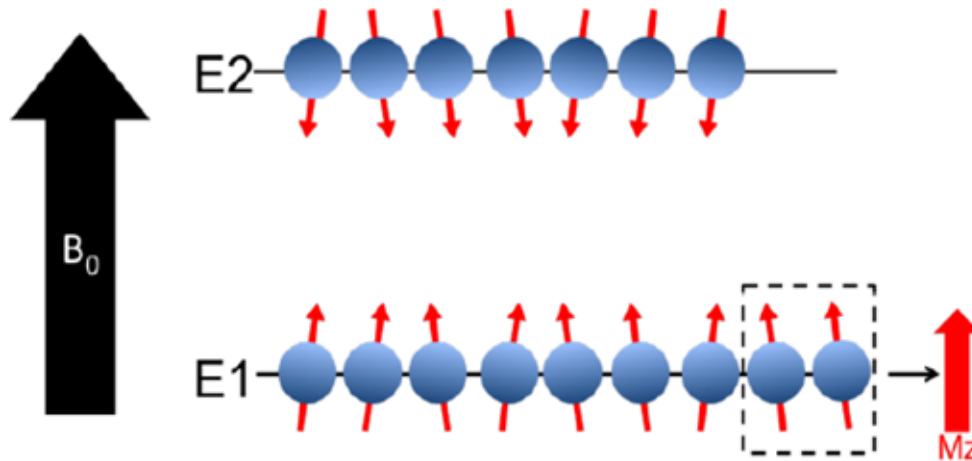


FIGURE I.15 – Avant une impulsion RF. Dans un champ de 1T et pour une population de 1 million de protons excès de 2 protons d'énergie E1

L'aimantation nette \vec{M}_0 d'un échantillon apparaît donc que lorsque l'échantillon est soumis au champ statique \vec{B}_0 . Elle ne présente alors qu'une composante selon l'axe z d'amplitude \vec{M}_0 , appelée magnétisation longitudinale M_z , la composante dans le plan transversal M_{xy} étant nulle (voir fig.I.14c.). Elle est donnée par [15] :

$$\vec{M}_0 = \sum_{n=0}^{N_s} \vec{\mu}_n \quad (\text{I.7})$$

I.3.3 Excitation (la résonance)

Afin d'obtenir de signale RMN, il doit exister des transitions entre les deux niveaux d'énergie. L'énergie nécessaire pour de telles transitions est fournie par un champ magnétique oscillant.

La direction de l'aimantation résultante \vec{M}_0 peut être modifiée en perturbant l'état d'équilibre en appliquant un champ radio-fréquence (RF) \vec{B}_1 tournant perpendiculairement à \vec{B}_0 à la fréquence de Larmor. Les spins s'alignent alors également avec \vec{B}_1 et entrent en rotation autour de \vec{B}_0 . L'aimantation \vec{M}_0 s'éloigne alors de son alignement avec le champ statique et se met en rotation autour de ce dernier, à la fréquence de Larmor suivant un angle θ appelé angle de bascule qui dépend de l'intensité et de la durée pendant laquelle est appliquée l'onde RF [16] (voir fig.I.16).

La composante longitudinale M_z de l'aimantation diminue alors, tandis que la composante transversale M_{xy} apparaît et suit un mouvement de rotation à la fréquence de Larmor.

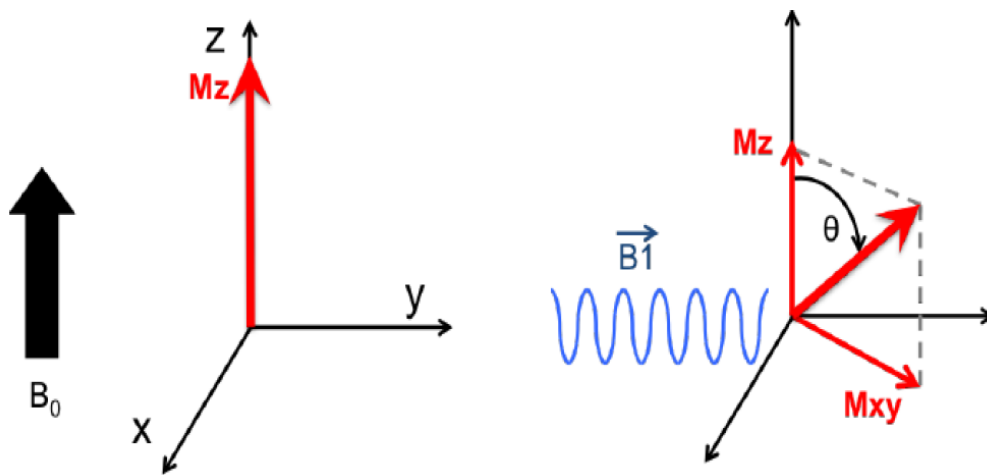


FIGURE I.16 – Basculement de l'aimantation après l'application d'une impulsion radio-fréquence dans le plan transverse au champ \vec{B}_0

I.3.4 Relaxation

Après l'arrêt du champ magnétique excitateur \vec{B}_1 qui a provoqué la perturbation et le basculement du moment magnétique des noyaux, ces derniers tendent à retrouver leurs états d'équilibre. Ce fait est traduit par une diminution rapide de la composante transverse et une augmentation progressive de la composante longitudinale (voir fig. I.17), ce qu'on appelle *phénomène de relaxation*. Le déroulement de cette rend possible l'observation du phénomène de RMN.

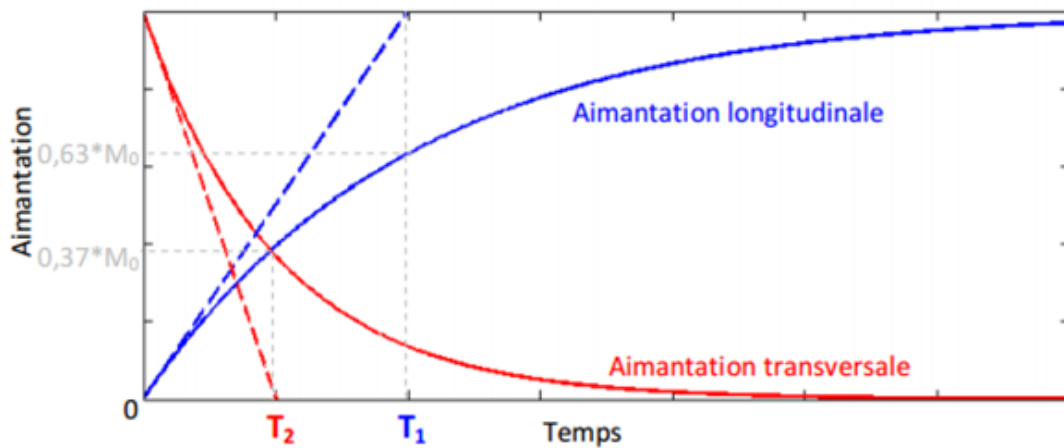


FIGURE I.17 – Etablissement de l'aimantation longitudinal M_Z après une pulse RF de 90° et la décroissance de l'aimantation longitudinale M_{xy} .

Cependant, il existe deux types de relaxation : relaxation longitudinale et relaxation transverse.

- **Relaxation longitudinale** : la relaxation longitudinale est le retour du vecteur de magnétisation vers sa direction parallèle après \vec{B}_0 qu'il a été basculé perpendiculairement à ce dernier.
- **Relaxation transverse** : la relaxation transverse est le retour à l'équilibre du moment magnétique transverse.

I.3.4.1 Temps de relaxation longitudinale T1 (spin-réseau)

C'est le temps qu'il faut à l'échantillon pour que 63% des spins se réalignent le long du champ magnétique \vec{B}_0 quand on coupe le champ excitateur. Cette relaxation est traduite par une croissance progressive de M_z (voir fig.I.17) suivant une loi exponentielle suivant :

$$M_z = M_0(1 - \exp(\frac{-t}{T_1})) \quad (\text{I.8})$$

I.3.4.2 Temps de relaxation transversale T2 (spin-spin)

C'est le temps qu'il faut à l'échantillon pour que 47% des spins perdent leur cohérence de phase du fait des interactions spin-spin. Cette relaxation est traduite à son tour par une disparition de M_{xy} (voir fig.I.17) selon une loi exponentielle décroissante suivant :

$$M_{xy} = M_0(\exp(\frac{-t}{T_2})) \quad (\text{I.9})$$

Concernant la relaxation transversale, le déphasage entre spins résulte d'une part des interactions entre les spins auxquelles correspondent le temps de relaxation T_2 , mais également de l'hétérogénéité ΔB_0 du champ magnétique. L'ensemble de ces phénomènes est représenté par le temps de relaxation transversale résultant T_2^* et le signal mesuré au cours du temps est une sinusoïde d'intensité décroissante (voir fig.I.18), aussi appelé signal de précession libre ou FID (Free Induction Decay) tel que :

$$\frac{1}{T_2^*} = \frac{1}{T_2} + \gamma\Delta B_0 \quad (\text{I.10})$$

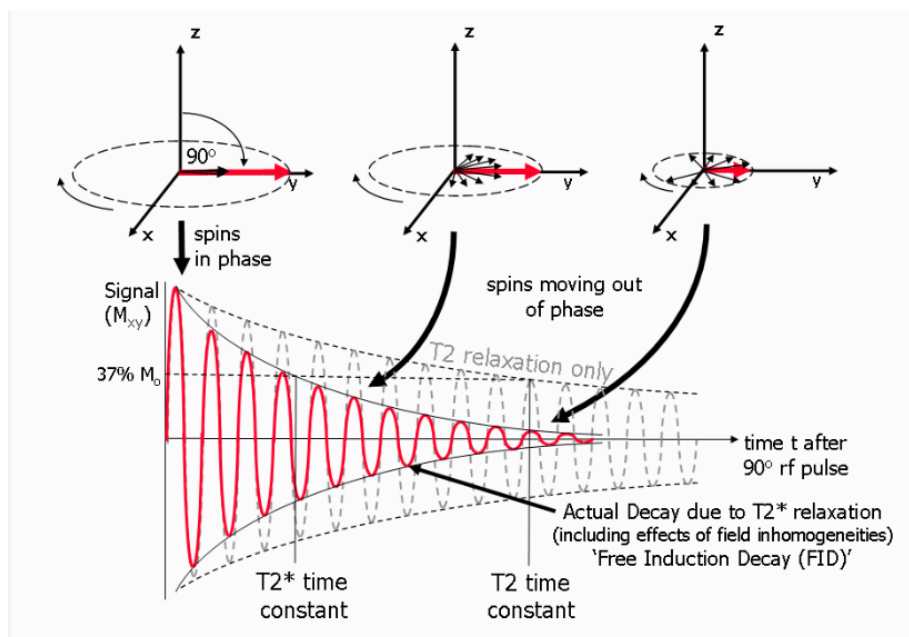


FIGURE I.18 – Relaxations transversales T_2 et T_2^*

I.3.5 Équation de Bloch

Les équations de mécanique classique de **Bloch** décrivent l'évolution de l'aimantation vers une position d'équilibre thermique. Sous l'hypothèse que l'amplitude du champ

magnétique \vec{B}_1 est très inférieure à celle du champ statique \vec{B}_0 , le moment magnétique macroscopique \vec{M} soumis à un champ statique \vec{B} évolue au cours du temps en fonction d'une loi régie par l'équation dite de **Bloch** et qui a pour expression :

$$\frac{d\vec{M}}{dt} = \gamma(\vec{M} \wedge \vec{B}) - \frac{\vec{M}_x\vec{x} + \vec{M}_y\vec{y}}{T_2} - \frac{M_z - M_{z0}}{T_1}\vec{z} \quad (\text{I.11})$$

Le premier terme du membre de droite de l'équation de **Bloch** décrit le mouvement libre du moment magnétique macroscopique M dans le champ magnétique, Le deuxième terme du membre de droite de l'équation modélise l'annihilation de la composante transversale M_{xy} de l'aimantation. Le troisième terme décrit le transfert d'énergie entre les deux noyaux et le milieu environnant. Dans cette partie, M_z désignant l'intensité de l'aimantation à l'équilibre thermique, qui est proportionnelle à la densité de protons (ρ). Ces deux termes sont des termes d'amortissement modélisant le nécessaire retour à l'équilibre thermodynamique du moment magnétique macroscopique.

I.3.6 Du signal RMN à l'image IRM

L'IRM est basée sur la technique de RMN et permet de réaliser une cartographie des excitations. Afin d'obtenir cette cartographie, l'usage de trois différents type de gradients est indispensable : *Gradient de sélection de coupe*, *Gradient de codage de la phase* et *Gradient de codage de la fréquence*. En effet, ils permettent de créer un repère orthogonal dans le volume excité (le corps humain en routine clinique) et de n'extraire que les informations permettant de reconstruire l'image désirée.

I.3.6.1 Gradient de sélection de coupe (G_s) :

Il est appliqué dans le sens perpendiculaire au plan d'intérêt. L'application d'une onde de radio-fréquence correspondant à celle de précession des protons du plan d'intérêt, permet de n'exciter que les protons de ce plan, les autres n'étant pas excités. L'épaisseur de la coupe est déterminée par le couple bande passante et amplitude de gradient en sachant que l'onde de radio-fréquence n'a pas une fréquence unique mais couvre une certaine bande passante. (voir fig.I.19)

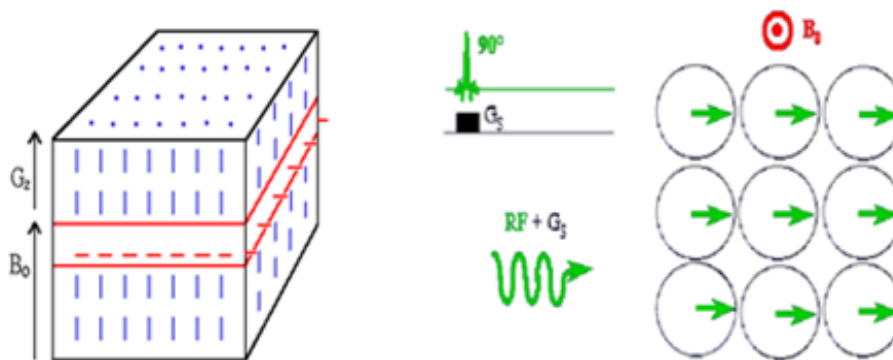


FIGURE I.19 – Sélection de coupe par un gradient de champ magnétique en Z pendant l'impulsion Radio-fréquence d'excitation.

I.3.6.2 Gradient de codage de la phase(G_p)

Son application permet de modifier la fréquence de précession des spins. Il est effectué dans le plan de la sélection de coupe et permet de coder des lignes de protons en fonction de leur déphasage. L'acquisition d'une ligne est effectuée par l'application d'une onde de radio-fréquence adaptée. (voir fig.I.20) [16]

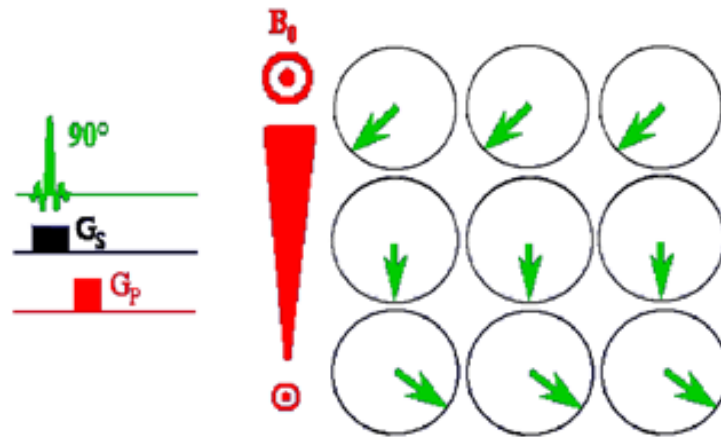


FIGURE I.20 – Sélection de l'impulsion du gradient d'encodage de phase

I.3.6.3 Gradient de codage de la fréquence(G_R)

Il est appliqué durant la phase d'acquisition du signal afin de modifier les fréquences de précession des spins. Il permet de coder les colonnes de l'image dans le plan de sélection de coupe. On peut ainsi obtenir une image dont l'intensité de chaque pixel traduit une information sur le temps de relaxation des spins, cette information étant propre à chaque tissu, elle permet donc de les caractériser.(voir fig.I.21) [16]

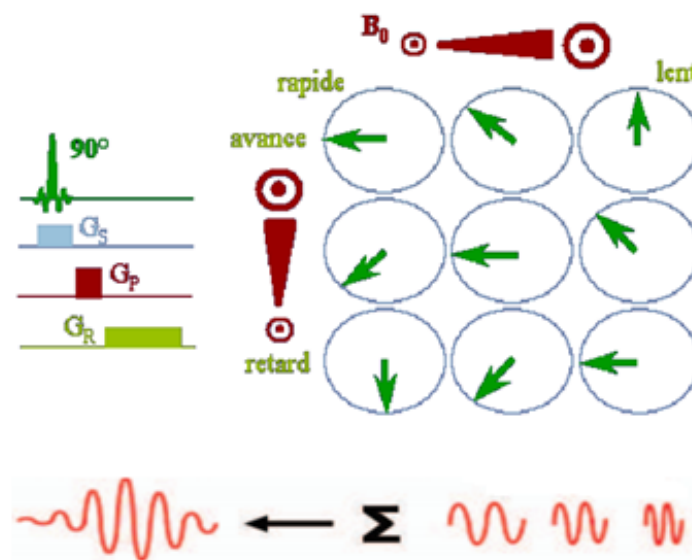


FIGURE I.21 – Sélection de l'impulsion du gradient d'encodage de fréquence

Si on appelle x l'axe du codage en fréquence et y l'axe du codage de phase, on obtient

à la suite de ces opérations N_y signaux acquis avec des valeurs différentes de gradient de codage de phase, et chaque signal comporte N_x points échantillonnés en présence du gradient de lecture.

Lorsque nous considérons différentes techniques d'imagerie médicale, nous voyons qu'elles fournissent des informations directement dans l'espace à trois dimensions, appelé domaine spatial. En IRM, au contraire, les deux gradients utilisés lors de l'acquisition des données conduisent à un codage spatial de l'image et les données obtenues ne se situent pas dans le domaine spatial, mais d'emblée dans ce qu'on appelle le domaine fréquentiel. L'information obtenue est donc un signal caractérisé par sa fréquence (et/ ou phase) et non pas par ses coordonnées spatiales.

I.3.7 Reconstruction des signaux par transformée de Fourier (l'espace K)

Les signaux obtenus constituent le plan de Fourier (matrice formées de $N_x \times N_y$ points). L'abscisse est $k_x = G_{lect}.x.t$ (avec x la position spatiale et G_{lect} l'amplitude du gradient de lecture) et l'ordonnée est $k_y = G_p.y.t$ (avec y la position spatiale et G_p l'amplitude du gradient de phase). Le centre du plan de Fourier correspond à un signal acquis en l'absence de déphasage par les gradients de codage (centre de l'écho). Plus le gradient est intense et/ou plus il est appliqué longtemps par rapport au centre de l'écho, plus on s'éloigne du centre, dans la direction du gradient concerné.

Le remplissage du plan de Fourier peut être réalisé selon plusieurs schémas, l'un de ces schémas est illustré dans la figure (I.22) [14]. Le centre du plan de Fourier code pour les basses fréquences et détermine le contraste de l'image finale. La périphérie du plan de Fourier code pour les hautes fréquences et détermine la résolution spatiale de l'image.

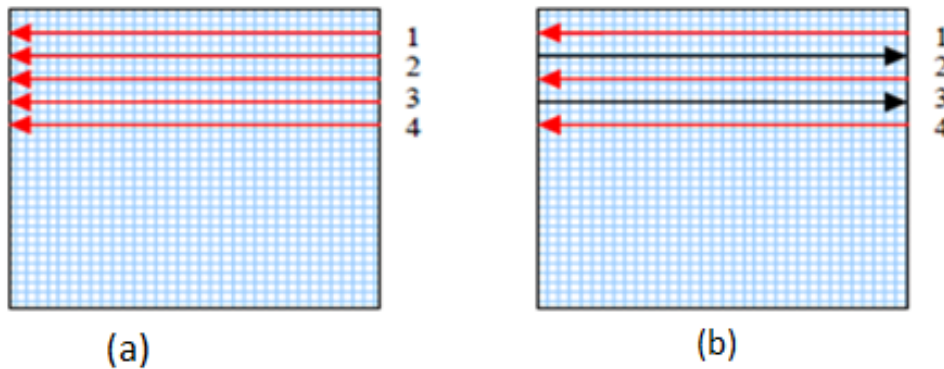


FIGURE I.22 – Exemple de schémas de remplissage du plan de Fourier. Dans le cas du remplissage linéaire classique (a) les lignes de l'espace de Fourier sont remplies de façon linéaire en commençant par la première ligne de la matrice pour aller vers la dernière. Dans le cas du remplissage type écho planar (b), toutes les lignes de la matrice sont remplies en va et vient lors d'un seul passage (diminue le temps d'acquisition).

I.3.8 Séquences utilisées en IRM

Différentes séquences d'imagerie ont été développées afin de couvrir le large champ d'application de l'IRM. Nous citerons ici deux séquences.

I.3.8.1 Séquence d'écho de spin

La première séquence développée utilise l'application de deux impulsions RF successives. Elle permet d'obtenir un écho de spin insensible aux inhomogénéités de champ magnétique. (voir fig. I.23)

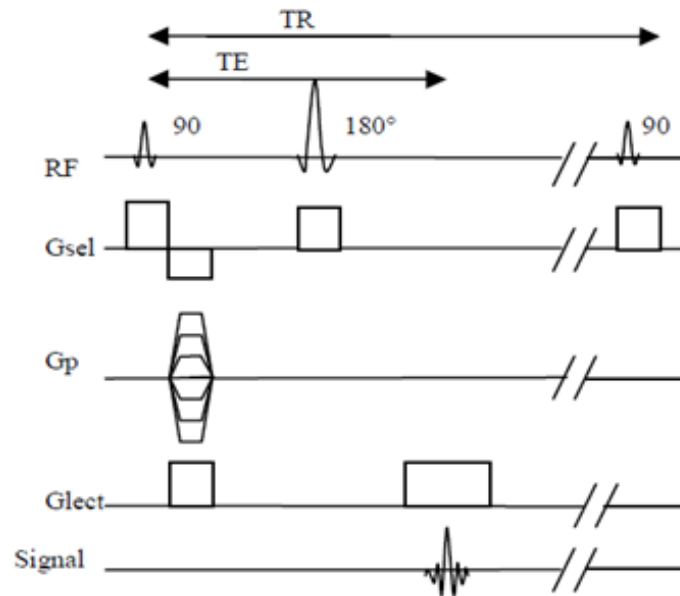


FIGURE I.23 – Schéma de la séquence d'écho de spin

L'application simultanée, de l'impulsion RF de 90° et du gradient de sélection de coupe, permet de basculer tous les spins ainsi sélectionnés. On réalise ensuite le codage de phase et de fréquence pour coder chaque point du plan. Durant le temps $TE/2$ ($TE =$ temps d'écho), les spins se déphasent. L'application d'un pulse RF de 180° permet alors d'inverser dans le plan transverse les phases de l'ensemble de ces spins qui se refocalisent partiellement au temps TE (le gradient de lecture étant appliqué symétriquement de part et d'autre du pulse 180°), et dont les contributions au signal de RMN s'ajoutent pour former l'écho.

Cet enchaînement est répété après chaque intervalle de temps TR (temps de répétition). L'impulsion de 180° permet de s'affranchir des inhomogénéités de champ magnétiques et de coder le signal en T_2 et non en T_2^* . A l'instant TE l'amplitude du signal est donc :

$$S = M_0 \cdot \left(1 - \exp\left(-\frac{TR}{T_1}\right)\right) \cdot \exp\left(-\frac{TE}{T_2}\right) \quad (\text{I.12})$$

Afin d'accélérer l'acquisition des images, des séquences ayant un TE réduit (et donc permettant un TR réduit) ont été mises au point en supprimant les impulsions RF de 180° . Le signal est alors obtenu sous la forme d'un écho de gradient.

La pondération en T_1 et T_2

Nous pouvons concevoir des séquences ou (images) pondérées en T_1 , en T_2 ou en densité protoniques.

- **pondération en T_1** : Pour la séquence écho de spin, la pondération en T_1 est obtenue avec un TR court et un TE court. le tissu avec T_1 le plus court donnera le plus de signal.

- **pondération en T_2** : En écho de spin, la pondération en T_2 est obtenue avec un TR long et un TE long. le tissu avec T_2 le plus court donnera le plus de signal.
- **Pondération protonique (ρ)** : Il est également possible d'éliminer simultanément les contrastes en T_1 et en T_2 en choisissant un TE très faible et un TR grand devant les T_1 . Dans ce cas la seule source de contraste sera la différence en densité protonique (qui conditionne M_0). Toutefois les densités protoniques sont très souvent très proches les unes des autres et ne constituent donc pas une source de contraste très importante.

I.3.8.2 Séquence d'écho de gradient

La séquence d'écho de gradient se distingue de la séquence d'écho de spin, par l'application d'un premier pulse RF en général inférieur à 90° et par l'absence du pulse RF de refocalisation de 180° . L'écho est donc obtenu en appliquant un gradient de codage de lecture bipolaire dans la direction du codage de fréquence. Le premier lobe permet d'accélérer le déphasage de l'aimantation transversale, puis un second lobe, inverse, permet un rephasage partiel des spins. (voir fig. I.24)

Cette séquence permet des temps d'acquisitions courts, puisque le TR peut être fortement réduit par rapport à une séquence d'écho de spin lorsque les angles de bascule sont faibles. Cette séquence sera donc privilégiée pour une imagerie rapide. Du fait de l'absence du pulse de 180° cette séquence est sensible aux inhomogénéités de champ et le déclin de l'aimantation transversale se fera donc selon la constante de relaxation T_2^* .

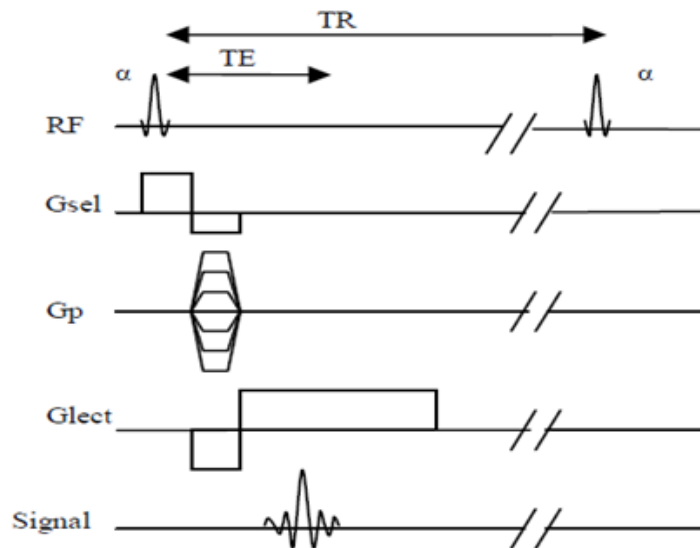


FIGURE I.24 – Schéma de la séquence d'écho de gradient

I.3.9 Conclusion

Au cours de ce premier chapitre, nous avons représenté des notions générales concernant l'imagerie hybride TEP - IRM, nous avons cité par la suite le principe physique de chaque modalité TEP et IRM. L'objectif est de connaître les spécificités de la TEP et l'IRM, afin de mieux comprendre par la suite les différentes solutions du problème de la reconstruction en imagerie hybride présentées dans le chapitre suivant.

Chapitre II

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

Introduction

Ce chapitre décrit l'état de l'art des méthodes de reconstruction utilisées en imagerie médicale. Nous avons focalisé nos recherches surtout sur les méthodes de reconstruction les plus utilisées et les plus récente en TEP et en IRM. Nous avons expliquer dans un premier temps le modes d'acquisition des données pour les deux modalité : TEP et IRM, ensuite nous avons posé les différentes problèmes rencontrée lors de la reconstruction des images ainsi que des solutions très satisfaisante sont discutées.

II.1 Mode d'acquisition des données

La phase de la reconstruction d'images en imagerie médicale nécessite l'acquisition des données brutes venant de différents appareils médicaux. Dans notre travail, on s'intéresse de deux modes d'acquisitions (TEP et IRM) qui seront détaillé dans les sections suivantes.

II.1.1 Acquisition des données TEP

la figure II.1 représente, un scanner cylindrique composé de plusieurs couronnes de détecteurs. Chaque couronne est à son tour composée de blocs de détecteurs. L'acquisition des données en TEP suivant le mode 2D tient compte uniquement des données localisées dans les plans transversaux du scanner, c'est à dire les plans orthogonaux à l'axe du scanner. Les lignes de réponses mesurées relient alors des détecteurs appartenant à la même couronne. Ceci est possible grâce aux septa montés sur les couronnes de détecteurs qui limitent l'enregistrement des lignes de réponse (LORs) obliques (non orthogonales à l'axe du scanner et donc d'inclinaison $\theta \neq 0$) (figure II.2(a)). Cependant, on mesure généralement des LORs légèrement obliques, celles reliant deux couronnes voisines (angle d'inclinaison $\theta \sim 1^\circ$ environ). La présence de septa permet de réduire le taux de coïncidences aléatoires et diffusées. Ce dernier est de l'ordre de 30% – 60% des coïncidences totales pour une acquisition sans septa, alors qu'il est seulement de 10% – 20% pour une acquisition avec septa [Turkington 01] pour le même objet imagé. Au total, un TEP ayant n couronnes de détecteurs, mesure simultanément n sinogrammes pour les plans directs et $(n-1)$ sinogrammes correspondant aux plans croisés. L'obtention d'un volume résulte de la reconstruction indépendante des $(2n-1)$ sinogrammes en utilisant des algorithmes de reconstruction 2D (figure II.2(b)). [8]

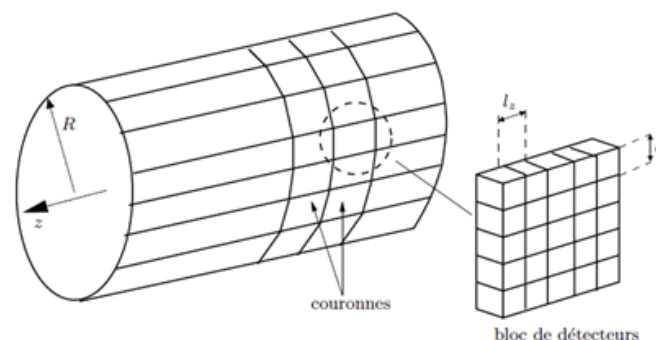


FIGURE II.1 – Représentation d'un scanner TEP cylindrique

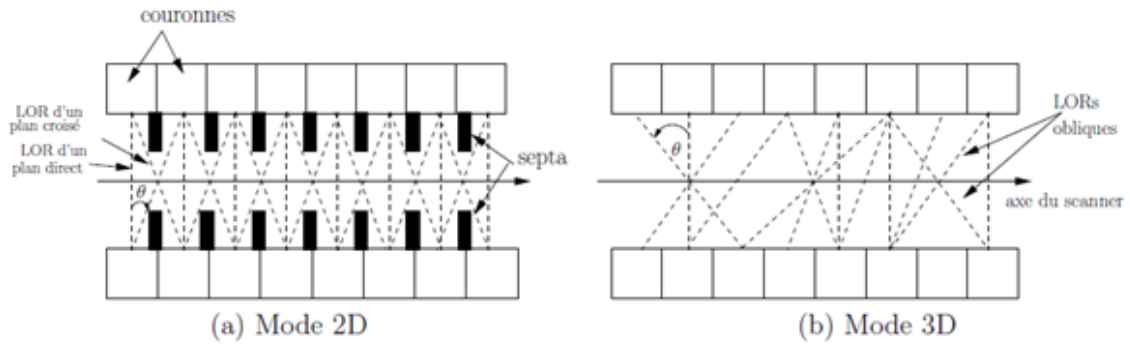


FIGURE II.2 – Mode d'acquisition des données en TEP vue selon une coupe longitudinale du scanner

II.1.1.1 Rangement des données TEP : mode sinogramme

La technologie des cristaux et le mode d'acquisition 2D collecte les données TEP. Avant de reconstruire des images à partir des LOR détectées, tous les éléments de projection d'une coupe de l'objet qui sont acquises tout autour du patient (fig :II.3.(a)) sont rangés dans une matrice appelée sinogramme (fig :II.3.(b)). Chaque ligne de cette matrice correspond à la projection monodimensionnelle de la coupe pour un angle ϕ particulier. Cette matrice a autant de lignes que d'angles de mesure, et autant de colonnes que de cases de mesure pour une position angulaire.[17]

Un point du sinogramme correspond à une ligne de réponse entre deux détecteurs élémentaires entre dA et dB qui est définie dans le repère des projections par son angle (ϕ_1) et sa distance par rapport au centre du tomographe (S_1) (fig :II.3.(c)). L'information reportée dans ce pixel (s_1, ϕ_1) correspond à l'intégrale des émissions des photons de 511 keV émis suivant cette incidence, pour tous les points de l'objet situés sur la ligne de réponse. Chaque événement accepté par le circuit de coïncidence incrémente d'une unité le pixel du sinogramme correspondant à la ligne de réponse entre les deux détecteurs élémentaires. [10]

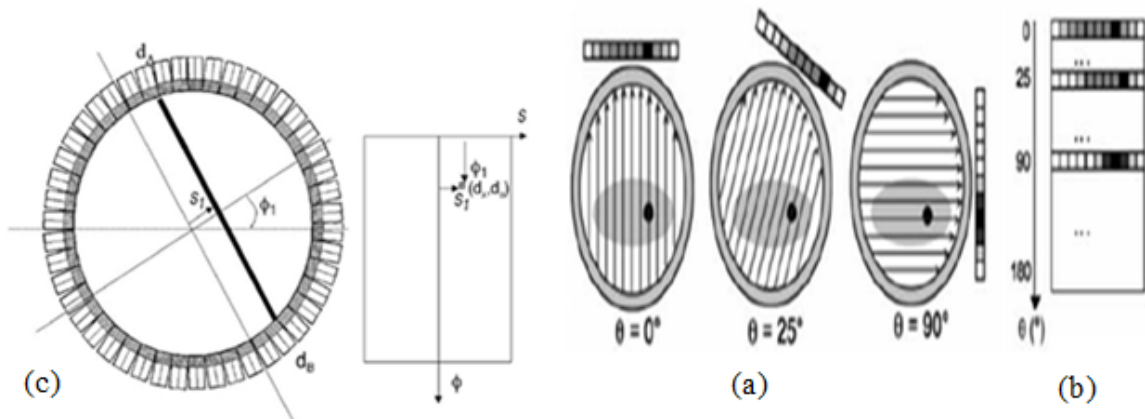


FIGURE II.3 – Principe de reconstruction d'un sinogramme

II.1.2 Acquisition des donnée IRM

Une acquisition IRM consiste donc à balayer l'espace k afin d'obtenir l'information image codée en fréquence spatiale. Le mode de remplissage le plus simple de l'espace K correspond à la séquence Echo de spin classique. Les lignes N_y de l'espace K sont balayées une par une, du haut vers le bas. Chacune N_y des lignes horizontales de l'espace- k est balayée en appliquant dans la direction X (direction de lecture) un gradient de champ magnétique pendant la lecture du signal. Avant chacune de ces N_y acquisitions, des impulsions de gradient de champ magnétique sont appliquées dans la direction de lecture (X) et dans la direction de phase (Y) afin de positionner la ligne échantillonnée dans la direction K_y .

La flèche (1) dans la figure (II.4) représente le déplacement entre lignes, il est effectué en utilisant les gradients de codage de phase.

La flèche (2) indique que chacune N_y des lignes de l'espace- k nécessite une excitation.

Après chacune de ces excitations, une ligne horizontale de l'espace- k est balayée grâce à un gradient de lecture.

Le remplissage sur une grille uniforme possède une caractéristique intéressante par rapport à la simplicité de l'algorithme de reconstruction d'image. Cependant la nécessité d'effectuer N_y acquisitions rend cette technique relativement lente. Un temps TR (Temps de répétition) doit en effet être l'aisé libre avant la prochaine excitation afin de laisser le système de spins revenir à son état d'équilibre ou à un état de pseudo-équilibre.[16]

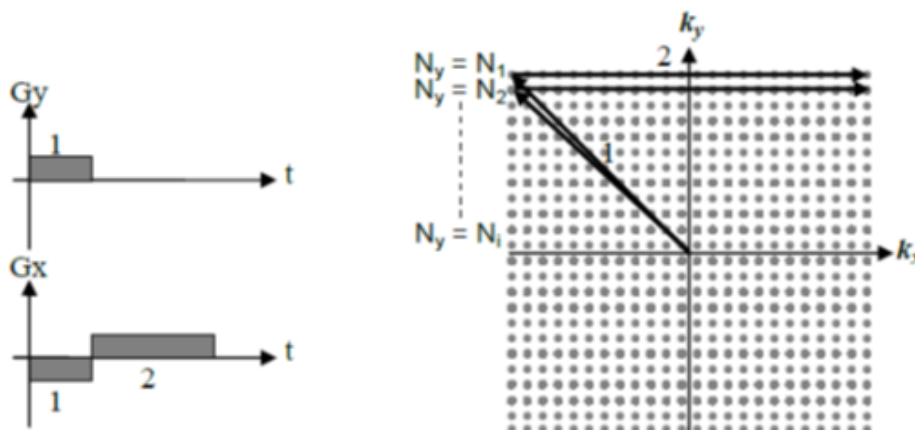


FIGURE II.4 – Échantillonnage 2DFT dans l'espace- k

II.2 Mode de reconstruction des données

La reconstruction directe des images TEP et IRM n'est plus possible, le problème qui nous intéresse ici est exactement le problème inverse.

II.2.1 Problème inverse

Les données issues des modalités d'imagerie sont des mesures indirectes des paramètres que l'on désire estimer (aimantation pour l'IRM, concentration d'activité pour la TEP). Appelons \mathbf{f} la fonction permettant de décrire les propriétés désirées de l'objet, et \mathbf{g} la

fonction permettant de décrire les données. On suppose que ces fonctions sont carré-intégrables sur leur support respectif S_f et S_g (hypothèse vérifiée en pratique, puisque nous traitons d'objets et données bornés de support limité) que nous appellerons respectivement espace image et espace des données.

L'étape de reconstruction consiste à estimer quelles sont les propriétés de l'objet imagé qui permettent d'expliquer les données observées, le but ici est de retrouver \mathbf{f} à partir de \mathbf{g} . Il s'agit d'un problème inverse ; par opposition au problème direct qui consisterait à prédire \mathbf{g} connaissant \mathbf{f} .

La première étape pour résoudre un problème inverse consiste à identifier le système. En termes mathématiques, il s'agit d'identifier un opérateur de transformation \mathbf{H} qui permet de passer de \mathbf{f} à \mathbf{g} . En termes d'imagerie médicale, cela signifie modéliser l'ensemble des événements physiques intervenant lors de l'acquisition qui conduisent aux données mesurées.

Pour que l'estimation de \mathbf{f} à partir de \mathbf{g} soit acceptable, certaines conditions doivent être vérifiées. Ces conditions sont appelées conditions de **Hadamard** [**Hadamard, 1902**]. Un problème inverse est dit problème bien posé s'il vérifie les 3 conditions suivantes :

- la solution existe pour tout \mathbf{g}
- la solution est alors unique
- la solution est alors stable : une faible variation de \mathbf{g} entraîne une faible variation de \mathbf{f} (\mathbf{f} dépend continûment de \mathbf{g}).

Si l'une de ces conditions n'est pas vérifiée, le problème est dit mal posé.

Si l'opérateur \mathbf{H} est linéaire, il est défini par l'équation suivante :

$$\mathbf{g} = \mathbf{H}.\mathbf{f} \tag{II.1}$$

On cherche à inverser l'équation (II.1) c'est-à-dire à trouver \mathbf{f} pour \mathbf{g} donné. Il s'agit donc d'inverser \mathbf{H} . Cette équation est la contrainte de fidélité aux données et toute image qui la satisfait est une reconstruction admissible. En théorie, si \mathbf{H} est inversible, une solution admissible peut être obtenue en utilisant la transformée inverse :

$$f = H^{-1} g \tag{II.2}$$

La production des images se fait à partir des données acquises, des méthodes d'optimisations sont souvent utilisées pour résoudre le problème inverse de la reconstruction TEP et IRM :

II.3 Reconstruction des images TEP

La reconstruction tomographique consiste à calculer la distribution de la radioactivité au sein du plan de coupe en utilisant l'ensemble des informations rangées dans le sinogramme qui formule le problème inverse.

En imagerie TEP, la résolution mathématique de ce problème est très voisine de la résolution mathématique en imagerie TDM. Dans ce cas, nous verrons que deux grands types d'approche peuvent être adoptés : *les approches analytiques et les approches itératives*

II.3.1 Méthodes analytiques

Historiquement, le problème de la reconstruction en TEP a été, dans un premier temps, résolu avec des méthodes analytiques. Tous ces algorithmes reposent sur l'hypothèse que chaque pixel des sinogrammes mesurés, donne une mesure de l'intégrale de la fonction mathématique décrivant la répartition spatiale du traceur radioactif, le long de la ligne de l'espace associée à ce pixel. Cette reconstruction repose sur la transformée de Radon [Radon, 1917] [18]. Dans ce cas l'opérateur \mathbf{H} devient alors la transformée de Radon R en 2D (R_2) qui peuvent être mathématiquement inversées : $g = R_2 f$

II.3.1.1 Transformée de Radon 2D

Un système d'axe couramment utilisé, est représenté dans la Figure (II.5). Le repère orthonormal d'origine est repéré par (O, X, Y), les composantes selon X et Y étant x et y . La LOR est repérée par le système d'axes (O, x_r, y_r), et par les variables ϕ et s . La projection p_ϕ de l'ellipse f en rouge clair avec une zone d'hyperfixation en rouge foncé est également représentée.

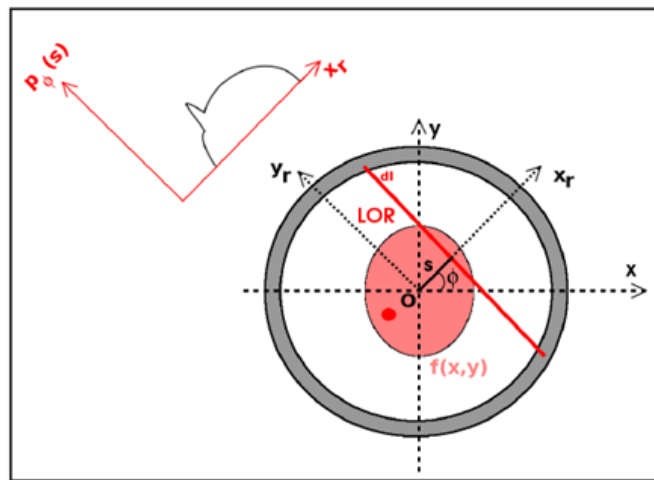


FIGURE II.5 – Système d'axe pour les projections 2D

Une LOR est représentée en 2D par l'angle $\phi \in [0, 2\pi[$ et la distance radiale $s \in [-R, R]$ le long de x_r tel que $s = x \cos \phi + y \sin \phi$. La projection le long de la LOR va alors s'écrire :

$$\begin{aligned}
 P_\phi(s) &= \int_{-\infty}^{+\infty} f(s \cdot \cos \phi - l \cdot \sin \phi, s \cdot \sin \phi + l \cdot \cos \phi) dl & (II.3) \\
 &= \iint_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) \cdot \delta(s - x \cdot \cos \phi - y \cdot \sin \phi) dx dy
 \end{aligned}$$

où δ correspond à la fonction généralisée δ de Dirac, définie par les relations suivantes :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \delta(x) dx = 1 \quad (II.4)$$

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \delta(x) f(x) dx = f(s)$$

Nous allons maintenant nous intéresser à la résolution du problème inverse tomographique 2D.

II.3.1.2 Simple rétroprojection

Historiquement dans le domaine de l'imagerie, la première solution a consisté en l'épandage des projections, ou rétroprojection. Son principe est représenté sur la Figure (II.6). Celui-ci repose sur une idée simple : si une zone d'hyperactivité est localisée en un point de l'espace image, alors toute LOR passant par ce point va la mesurer. Prises individuellement, il est impossible d'attribuer la mesure des LOR à ce point. Cependant, c'est le seul point qu'elles ont en commun (en supposant que les LOR ne sont pas superposées). Ainsi si l'on propage la valeur mesurée sur la LOR à l'ensemble des points sur la LOR et que les contributions de toutes les LOR ainsi propagées sont sommées, il est possible de rétablir une information sur la localisation des zones d'hyperactivité. Cette solution peut s'écrire :

$$\hat{f}_{retro}(x, y) = \int_{\phi=0}^{\pi} p_{\phi}(s) d\phi = \int_{\phi=0}^{\pi} p_{\phi}(x.\cos\phi + y.\sin\phi) d\phi \quad (\text{II.5})$$

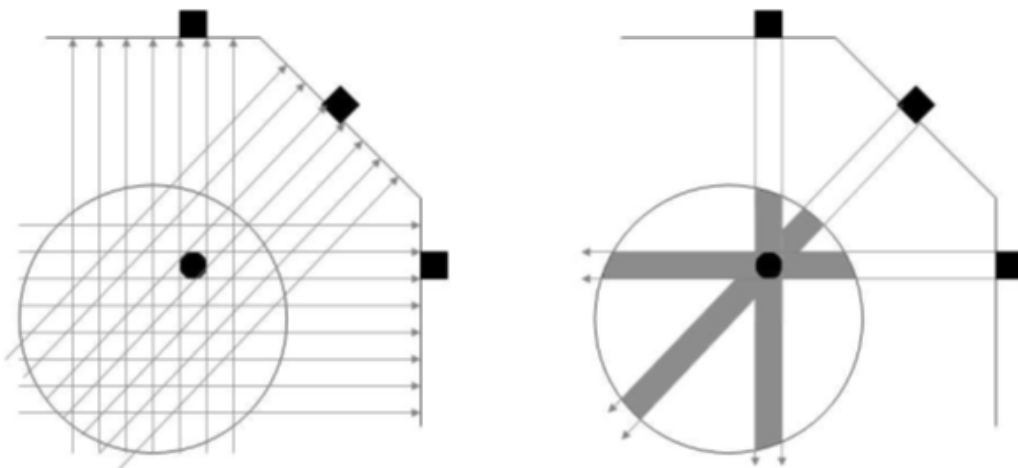


FIGURE II.6 – Principe de la reconstruction par épandage. À gauche, une zone d'hyperactivité est représentée en noir, et les LOR passant par cette zone la mesurent. À droite, la propagation et la sommation des valeurs mesurées le long des LOR permettent de retrouver une localisation de l'hyperactivité.

Cette méthode ne fournit malheureusement qu'une estimation grossière de la distribution f . En effet, elle génère à l'extérieur de l'objet que l'on souhaite reconstruire des voxels non nuls, alors qu'ils ne contiennent aucune information en réalité. En conséquence, des artefacts, dits (artefacts en étoile) apparaissent sur l'image reconstruite.

Ces artefacts en étoile déforment énormément le résultat et il n'est pas possible d'obtenir une image correcte par simple rétroprojection. Pour les éliminer on utilise d'autre méthode qui se base sur un calcul dans le plan de Fourier.

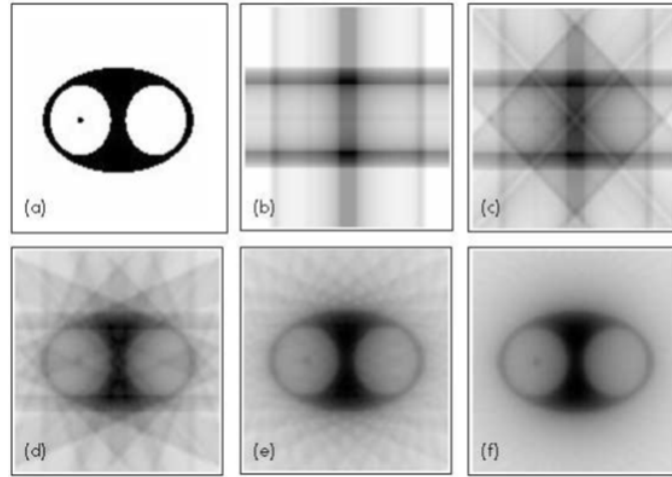


FIGURE II.7 – Exemple de reconstruction par rétroprojection : un objet simulé (a) est rétroprojeté en utilisant b)2, c)4, d)8, e)16 et f)32 angles de rétroprojection.

II.3.1.3 Transformée de FOURIER d'une image

La transformée de FOURIER $F(\nu)$ d'une fonction spatiale $\mathbf{f}(\mathbf{x})$ ou temporelle $\mathbf{f}(\mathbf{t})$ est une transformation mathématique qui décompose toute fonction en une somme infinie de fonctions sinusoïdale [19] selon :

$$F(\nu) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \exp(-i2\pi\nu x) dx \quad (\text{II.6})$$

la transformée de FOURIER bidimensionnelle de l'image est donnée par :

$$\begin{aligned} F(\nu_x, \nu_y) &= \iint_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) \exp(-i2\pi\nu (x \cos\phi + y \sin\phi)) dx dy \quad (\text{II.7}) \\ &= \iint_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) \exp(-i2\pi (x(\nu \cos\phi) + y(\nu \sin\phi))) dx dy \\ &= F(\nu \cos\phi, \nu \sin\phi) \end{aligned}$$

II.3.1.4 Théorème de la coupe centrale

En reprenant l'équation (II.3) et en appliquant la transformée de Fourier 1D (TF1) à la projection P_ϕ (selon s), on obtient :

$$\{TF_1(P_\phi)\}(\nu) = \iiint_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) \delta(s - x \cos\phi - y \sin\phi) \exp(-i2\pi s\nu) dx dy ds \quad (\text{II.8})$$

En utilisant les propriétés de la fonction δ de Dirac (équation (II.4))

$$\begin{aligned} \{TF_1(P_\phi)\}(\nu) &= \iint_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) \exp(-i2\pi\nu (x \cos\phi + y \sin\phi)) dx dy \quad (\text{II.9}) \\ &= \iint_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) \exp(-i2\pi (x(\nu \cos\phi) + y(\nu \sin\phi))) dx dy \\ &= TF_2\{f\}(\nu \cos\phi, \nu \sin\phi) = F(\nu \cos\phi, \nu \sin\phi) \end{aligned}$$

Ainsi la transformée de Fourier 1D des projections à un angle ϕ donné (**equa(II.9)**) correspond aux valeurs de la transformée de Fourier 2D de \mathbf{f} (**equa(II.7)**) le long de la droite passant par l'origine et d'angle ϕ avec l'axe des abscisses.

Ce théoème clef de la tomographie nous montre le lien qui existe dans l'espace de Fourier entre l'image d'origine et ses projections comme illustré sur la figure (II.8).

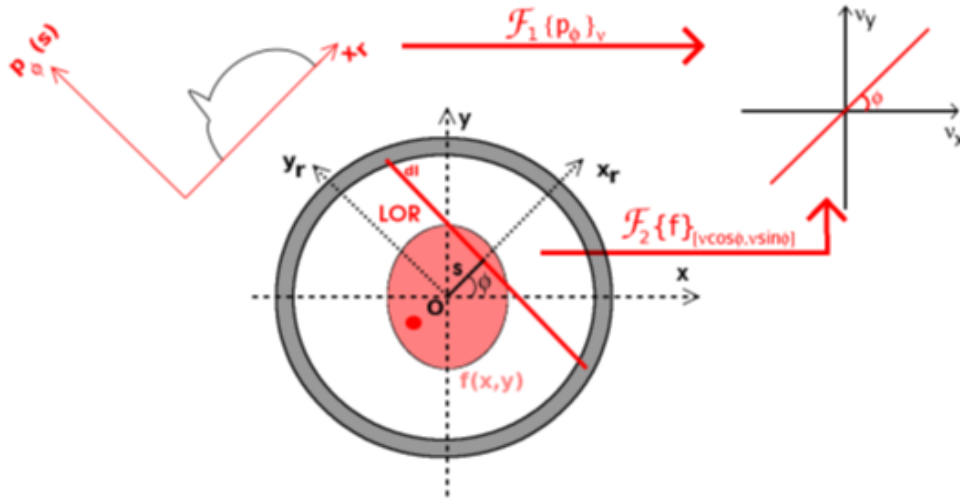


FIGURE II.8 – Principe du théorème de la coupe centrale.

À partir du théorème de la coupe centrale, on peut imaginer une méthode de reconstruction directe. Dans un premier temps, on échantillonnerait \mathbf{F} , la transformée de Fourier 2D de \mathbf{f} , avec les transformées de Fourier 1D des projections P_ϕ . Dans un second temps, \mathbf{F} serait inversée en appliquant la transformée de Fourier inverse 2D, pour obtenir l'estimation de \mathbf{f} . Les projections étant en nombre limité, elles fournissent un échantillonnage partiel et irrégulier de \mathbf{F} dans l'espace des fréquences (ν_x, ν_y) . Il est possible d'interpoler \mathbf{F} dans une grille d'échantillonnage régulière, afin de procéder à la transformée de Fourier inverse, mais cette approche ne permet pas d'obtenir une bonne qualité d'image.

Une autre approche plus populaire consiste à rétroprojeter dans le domaine image les projections préfiltrées dans le domaine de Fourier, c'est la rétroprojection filtrée ou filtered back projection en anglais (FBP).

II.3.1.5 Méthode de rétroprojection filtrée

Pour éliminer l'effet de «flou» (artefacts en étoile) apparaissant dans la méthode de rétroprojection directe, un filtre spécifique peut être utilisé : c'est le principe de la rétroprojection filtrée. Ecrivons la transformée inverse 2D de Fourier :

$$f(x, y) = \iint_{-\infty}^{+\infty} F(\nu_x, \nu_y) \exp(2i\pi x\nu_x) \exp(2i\pi y\nu_y) d\nu_x d\nu_y \quad (\text{II.10})$$

En transformant cette équation en polaire $\nu_x \rightarrow \nu \cos \phi$ et $\nu_y \rightarrow \nu \sin \phi$, on obtient :

$$f(x, y) = \int_0^{2\pi} \int_0^{+\infty} F(\nu \cos \phi, \nu \sin \phi) \exp(2i\pi(x \nu \cos \phi + y \nu \sin \phi)) \nu d\nu d\phi \quad (\text{II.11})$$

En utilisant le théorème de la coupe centrale, on obtient alors :

$$f(x, y) = \int_0^{2\pi} \int_0^{+\infty} \{TF_1(P_\phi)\}(\nu_r) \exp(2i\pi \nu s) \nu d\nu d\phi \quad (\text{II.12})$$

Du fait de la symétrie par rapport à l'origine, le point (ν, ϕ) a la même valeur que le point $(-\nu, \phi + \pi)$. On peut donc, pour parcourir le plan fréquentiel, utiliser la valeur absolue de ν et faire varier ϕ de 0 à π . L'équation précédente devient :

$$f(x, y) = \int_0^\pi \int_{-\infty}^{+\infty} |\nu| \{TF_1(P_\phi)\}(\nu) \exp(2i\pi\nu s) d\nu d\phi \quad (\text{II.13})$$

L'intégrale interne dans cette expression représente mathématiquement une projection filtrée $P^*(s, \phi)$ sous la forme :

$$P^*(s, \phi) = \int_{-\infty}^{+\infty} P(\nu, \phi) |\nu| \exp(2i\pi\nu s) d\nu \quad (\text{II.14})$$

avec : $P(\nu, \phi) = \{TF_1(P_\phi)\}$

Le filtre fréquentiel utilisé, appelée (*filtre de rampe*), prend la forme : $G(\nu) = |\nu|$. Ce calcul revient donc à effectuer une rétroprojection de projections filtrées $P^*(s, \phi)$, c'est-à-dire :

$$f(x, y) = \int_0^\pi P^*(s, \phi) d\phi \quad (\text{II.15})$$

Il apparaît donc que la fonction f peut être obtenue de façon analytiquement exacte à partir de la transformée de Fourier des projections mesurées. L'action du filtrage dans la méthode rétroprojection filtrée peut être comprise comme suit : après filtrage par le filtre $|\nu|$, les projections filtrées peuvent contenir des valeurs négatives. La sommation de ces valeurs négatives et positives se compense de telle sorte que l'on obtient une image f correspondant à l'image réelle de l'objet, alors que les artefacts en étoile apparaissant par rétroprojection directe sont, en théorie, éliminés.

le processus générale est illustré dans la figure suivante (II.9) [20] :

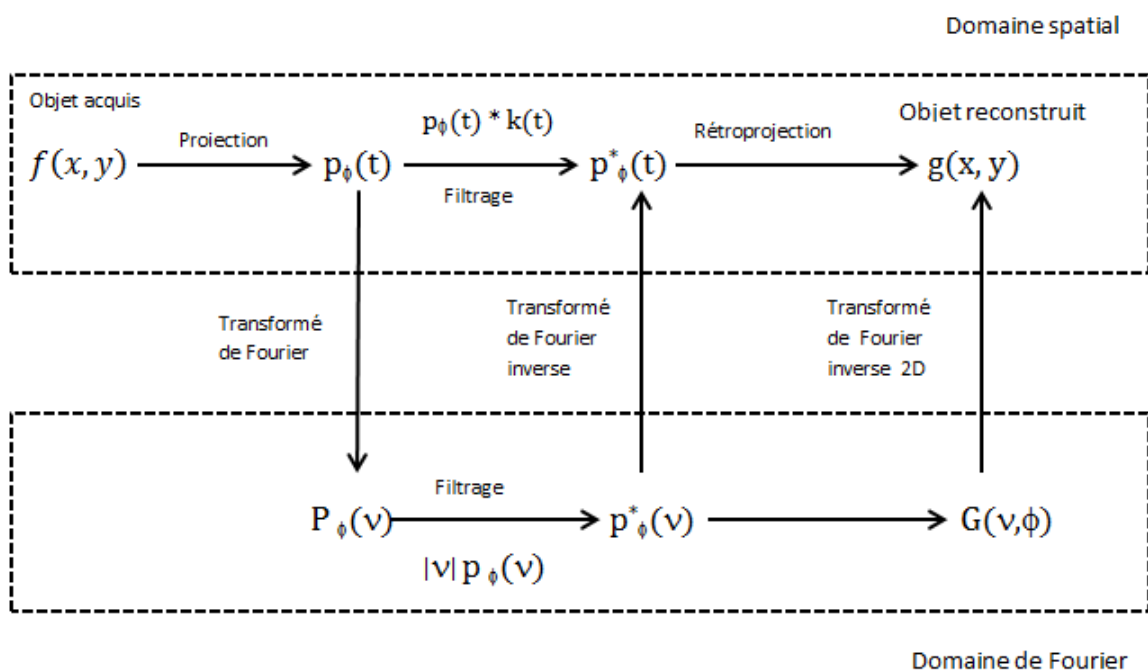


FIGURE II.9 – Reconstruction par rétroprojection filtrée.

Les méthodes de reconstruction analytiques s'appuient généralement sur le filtrage des projections 1D ou 2D pour les reconstructions 2D ou 3D respectivement. Cependant, ces filtres ont comme caractéristique d'amplifier les hautes fréquences et par conséquent le bruit.

Pour limiter ce bruit dans la reconstruction, une fenêtre d'apodisation $W(|\vec{v}|)$ est en général appliquée au filtre \vec{v} , comme une fenêtre de Hamming [Colsher, 1980] (voir fig. II.10). Plus la fréquence de coupure de cette fenêtre est basse, plus le bruit est réduit [11].

$$H(\vec{v}) = W(|\vec{v}|) \cdot |\vec{v}| \quad (\text{II.16})$$

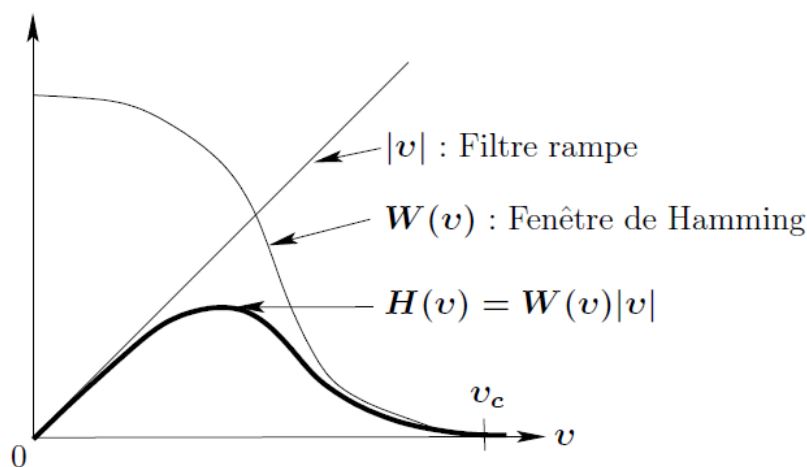


FIGURE II.10 – Apodisation du filtre rampe par la fenêtre de Hamming

Les méthodes de reconstruction itératives, présentées par la suite, ne souffrent pas de cette limite, ce sont plutôt à considérer comme des méthodes d'optimisation. Le but est de déterminer la meilleure évaluation de la distribution de l'objet basée sur les projections mesurées.

II.3.2 Les méthodes itératives (méthodes algébriques)

Contrairement aux méthodes de reconstruction analytiques, les méthodes itératives introduites dans les années 1970 par *Gordon et al* [21] posent le problème de la reconstruction sous une forme discrétisée spatialement, comme le montre la figure (II.11). Ici, on note \mathbf{R} la matrice de réponse du système (system response matrix en anglais (SRM)) dont la valeur d'un élément r_{ij} correspond à la probabilité qu'une émission de positon dans le voxel \mathbf{j} conduise à une détection selon le couple de cristaux \mathbf{i} , communément appelée LOR. Ici, les reconstructions 2D et 3D se formulent de la même manière, et il n'y a donc pas de différence d'un point de vue algorithmique.[6]

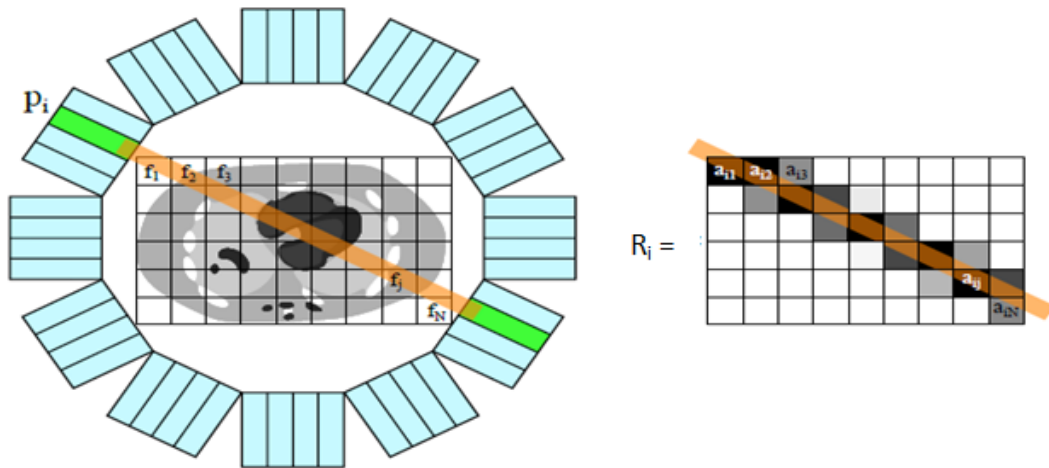


FIGURE II.11 – Mise en forme algébrique du problème de la reconstruction. La fonction décrivant la répartition de traceur est discrétisée

Une fois la discrétisation est effectuée, les données et l’objet peuvent être représentés sous forme de vecteurs. Ce sont deux ensembles finis discrets de valeurs échantillonnées. Si le système est linéaire, la relation entre le vecteur de mesure et le vecteur objet illustré dans la figure (II.12) est décrit par l’équation suivante :

$$p = R.f \tag{II.17}$$

Où :

p : l’ensemble des bins rangés sous forme de vecteur. Elle est de taille (m) égale au produit du nombre de projections N_ϕ par le nombre de points par projection N_ρ .

f : l’objet à reconstruire sous forme de vecteur. Elle est de taille (n) égale au nombre de pixels.

R : est la projection de Radon, appelé aussi l’opérateur de projection, de taille $m \times n$. Cette matrice ne dépend que de l’acquisition et pas des données. Ses coefficients peuvent donc être calculés une fois pour toute.

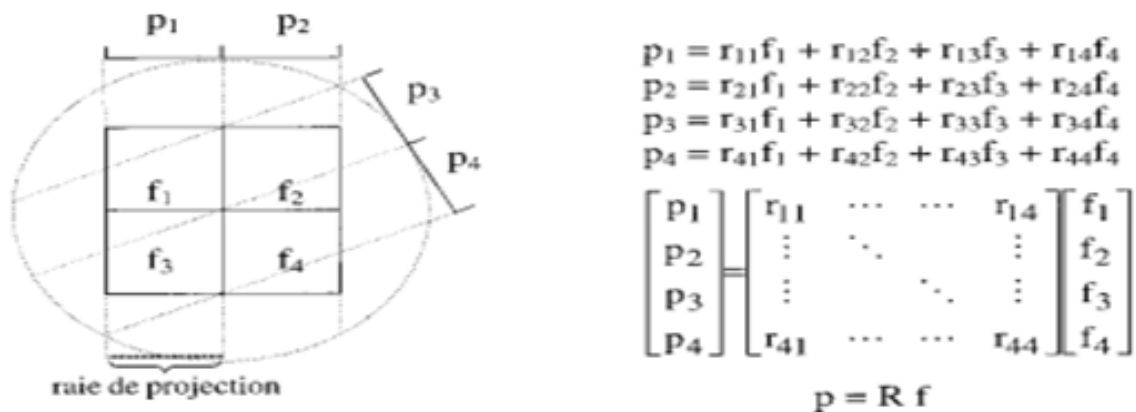


FIGURE II.12 – Présentation du problème de l’acquisition tomographique dans les méthodes itératives sur un exemple simplifié à l’extrême [22] : image de 4 pixels(2*2) et deux directions de projection soit un total de 4 raies de projections. Chaque valeur projetée p_i est une combinaison linéaire des valeurs des pixels de l’image à reconstruire.

En présence de bruit, un terme pourra être ajouté à l'équation (II.17) qui s'écrira alors :

$$p = Rf + e \quad (\text{II.18})$$

où e traduit le bruit global du système (bruit photonique, de conversion, de détection...).

Le problème de reconstruction tomographique se résume à l'inversion d'un système d'équations linéaires de grande taille, c-à-d de déterminer l'image f en connaissant les mesures p et le modèle de projection R (équ :II.17). Pour résoudre ce problème on peut aussi avoir des informations sur le bruit et l'image.

$$f \approx R^T p \quad (\text{II.19})$$

où R^T désigne une matrice pseudo-inverse de R (transposé), c'est-à-dire revient à minimiser le système suivant :

$$\| R^T p - f \|^2 \quad (\text{II.20})$$

Dans la réalité, l'inverse (ou pseudo-inverse dans un cadre plus général) est très complexe à déterminer avec des méthodes d'inversion directes étant donné que R est de très grande taille. Par exemple pour une image de 128×128 pixels avec 60 projections de 128 échantillons, R comporte 125 829 120 entrées!. [23]

Il faut toutefois noter que les éléments de matrice sont en grande partie nuls, puisque seul un nombre restreint de pixels contribue à une projection donnée. Notons enfin que, les données expérimentales étant inévitablement bruitées, ce système d'équations peut être inconsistant, c'est-à-dire qu'il n'admet pas en général une solution unique.

Pour toutes ces raisons, **R. Gordon, R. Bender et al** proposent alors le processus itératif permettant de construire des approximations successives de la solution f^0, f^1, \dots, f^n convergeant vers f au sens des moindres carrés. Il s'avère que cette technique, de manière semble-t-il fortuite, correspond presque exactement à la méthode de **S. Kaczmarz** utilisée en calcul numérique pour résoudre les systèmes linéaires du type $Ax = b$. [21]

Les méthodes itératives **LS** (Least Square), **ART** (Algebraic Reconstruction Technique), **SIRT** (Simultaneous iterative reconstruction technique) et **SART** (Simultaneous algebraic reconstruction technique) sont préférées pour leur souplesse et leur facilité à prendre en compte les contraintes et le bruit. Elle sont illustrées par le processus général [24] : (voir fig.II.13)

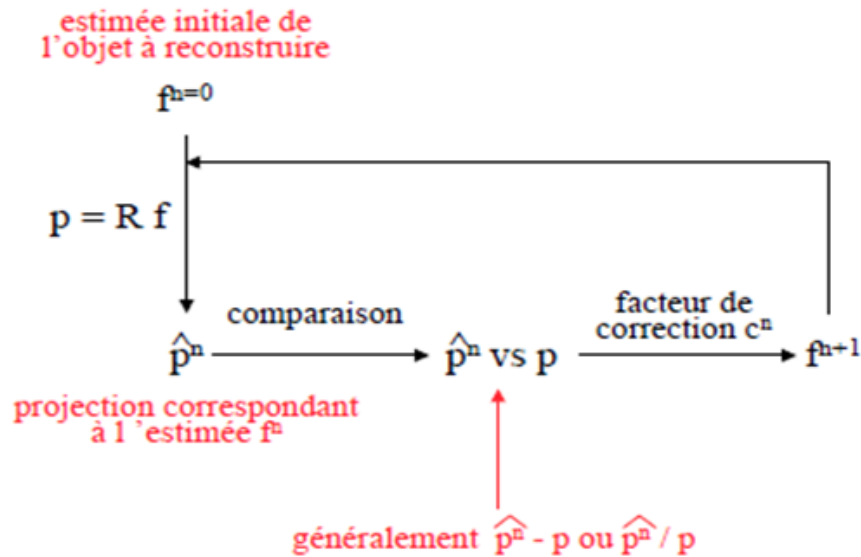


FIGURE II.13 – processus général des méthodes itératives

II.3.2.1 LS (Least Square)

Les méthodes **LS** (Least Square) visent à minimiser la distance (euclidienne) entre les mesures et les valeurs issues du modèle d'acquisition :

$$\hat{f} = \min_{f \geq 0} \| p - Rf \|^2 \quad (\text{II.21})$$

Si \mathbf{R} n'est pas inversible, le système n'a pas de solution au sens strict. On cherche alors une solution approchée qui minimise une fonctionnelle $\mathbf{C}(\mathbf{R}.f, \mathbf{P})$ représentant un critère d'écart entre $\mathbf{R}.f$ et \mathbf{P} . La méthode la plus classique consiste à chercher la solution des moindres carrés, en résolvant le système :

$$R^t.R.f = R^t.p \quad (\text{II.22})$$

la matrice $R^t.R$ est de taille $n \times n$. Deux cas doivent être distingués.

- Si elle est de rang n , la solution du système d'équations linéaires (**equ : II.23**) est unique et est donnée par :

$$f = (R^t.R)^{-1}.R^t.p \quad (\text{II.23})$$

Et la matrice $(R^t.R)^{-1}.R^t$ est l'inverse généralisée de \mathbf{R} .

- Sinon, le système (**equ : II.23**) a une infinité de solutions, parmi lesquelles on choisit en général celle de norme minimale. [8]

II.3.2.2 ART (Algebraic Reconstruction Technique)

La méthode de reconstruction algébrique ART (Algebraic Reconstruction Technique) est une méthode itérative développée par **Gabor Herman** dans les années 1970. [21]

Cette méthode repose sur l'algorithme suivant : modifier l'image à chaque itération à partir d'une image initiale f^0 . L'image au pas d'itération $k + 1$ ne dépend que de l'image

calculée au pas d'itération \mathbf{k} . Le calcul consiste à comparer la projection de l'image $\mathbf{f}(\mathbf{k})$ et les projections mesurées pour chaque angle. Lorsque l'algorithme a balayé tous les rayons de projection, on calcule la convergence en mesurant les écarts entre les images obtenues entre deux itérations. L'écart mesuré sert à corriger l'image f^k pour obtenir l'image f^{k+1} .

Cette technique permet, à chaque itération, de satisfaire l'égalité entre la mesure et le modèle de projection pour un bin de projection donné. A chaque itération \mathbf{k} , on choisit un autre bin d'une projection, $l = \Theta(k)$.

Le choix de la fonction $\Theta : N \rightarrow [1 \dots N_{proj}]$ tel que $N_{proj} = N_\rho N_\phi$ qui associe un nouveau bin de projection à chaque itération est très important [25]. La pratique la plus simple est d'utiliser $\Theta(k) = k' + 1$ où k' est le reste de la division euclidienne de \mathbf{k} par N_{proj} , mais l'algorithme converge bien plus rapidement si cette fonction tend à minimiser la corrélation entre les projections successivement utilisées (**equ : II.17**). Une itération de cet algorithme prend la forme suivante :

$$f^{(k+1)} = f^{(k)} + \lambda^{(k+1)} \frac{p_i - R_i f^{(k)}}{\|R_i\|^2} R_i \quad (\text{II.24})$$

Où $\lambda^{(k)}$ paramètre de relaxation $\lambda^{(k)} \in]0, 2[$ et ajouter pour accélérer la convergence. Il est prouvé qu'en cas de données cohérentes (sans bruit) $\lambda^{(k)} = 1$. [23]

II.3.2.3 SIRT (Simultaneous iterative reconstruction technique)

L'algorithme ART ne prend en compte qu'un bin de projection à la fois à chaque itération et les images reconstruites ont tendance à ne pas être très homogènes. Une méthode dérivée de celle-ci, appelée *Simultaneous iterative reconstruction technique (SIRT)* propose de prendre en compte à chaque itération non plus un seul bin de projection, mais tous les bins de toutes les projections traversant un même pixel, puis de rétroprojeter l'erreur moyenne. Ainsi, à chaque itération, chaque ligne de projection est prise en compte pour corriger la valeur d'un pixel. Une itération \mathbf{k} est terminée lorsque chacun des pixels p_i a été mis à jour par la formule [26] :

$$f_j^{(k+1)} = f_j^{(k)} + \lambda^{(k+1)} \frac{1}{\sum_{i=1}^{N_{proj}} R_{i,j}} \sum_{i=1}^{N_{proj}} \frac{R_{i,j} (p_i - R_i f^{(k+1)})}{\sum_{l=1}^{N_{pix}} R_{i,l}} \quad (\text{II.25})$$

L'image reconstruite par la méthode SIRT est plus lisse que celles reconstruites par ART, mais la convergence est également plus lente du fait qu'en général aucune équation du système $\mathbf{p} = \mathbf{R} \cdot \mathbf{f}$ n'est satisfaite à chaque itération contrairement à ART. [23]

II.3.2.4 SART (Simultaneous algebraic reconstruction technique)

Nous avons vu que l'algorithme ART utilise un seul bin sur une projection pour corriger les pixels de l'image à chaque itération, alors que SIRT utilise l'ensemble de tous les bins de toutes les projections pour calculer une erreur moyenne avant de la rétroprojeter dans l'image. Ce moyennage de l'erreur rend l'algorithme plus robuste mais ralentit la convergence.

L'algorithme Simultaneous algebraic reconstruction technique (SART) est un compromis entre ces deux méthodes : il reprend l'idée de moyennner l'erreur entre les bins entre chaque itération, mais cette opération est effectuée pour l'ensemble des bins d'une même projection seulement et non plus pour la totalité des projections.

En d'autres termes, on pourrait dire que SIRT ne tient pas compte de l'appartenance d'un bin à une projection donnée, alors que SART prend cette information en compte.

Ainsi, une itération de SART consiste en N_ϕ sous-itérations, dans chacune des quelles N_ρ termes d'erreurs sont moyennés. Chaque pixel de l'image est mis à jour à la fin de chaque sous-itération, ce qui permet, pour la prochaine, de tenir compte de ces corrections. Enfin, nous pouvons modifier la fonction Θ utilisée dans ART pour permettre de traiter les projections dans un ordre optimal. On impose alors que $\Theta : [1 \dots N_\phi] \rightarrow [1 \dots N_\rho]$ soit une bijection pour parcourir toutes les projections. Une itération est considérée comme terminée lorsque toutes les projections ont été traitées.

$$h_s = (\Theta(s) - 1) \times N_\rho \quad (\text{II.26})$$

$$f_j^{k,s} = f_j^{(k,s-1)} + \lambda^{(k,s)} \frac{1}{\sum_{b=1}^{N_\rho} R_{h_s+b,j}} \sum_{b=1}^{N_\rho} \frac{R_{h_s+b,j} (p_{h_s+b,j} - A_{h_s+b} f_j^{k,s-1})}{\sum_{l=1}^{N_{pix}} R_{h_s+b,l}}$$

La convergence de cette méthode est prouvée et les performances se révèlent généralement supérieures à ART et SIRT. [28]

II.4 Reconstruction IRM

Après l'acquisition des données IRM qui est basée sur le balayage de l'espace K , une étape de reconstruction est nécessaire pour obtenir les images IRM à partir de ces données. Ainsi l'acquisition le rapidement possible des données brutes est l'un des problèmes cruciaux en imagerie par résonance magnétique. Pour diminuer le temps d'acquisition, on peut agir sur le temps de répétition TR, soit sur l'espace K directement. Donc ce problème est à la base de la création de différentes techniques de balayages qui est par rapport à l'IRM classique, diminuer le facteur N (nombre des lignes). Nous pouvons citer la représentation parcimonieuse (saprse) et la méthode l'échantillonnage compressé (Compressed Sensing (CS)).

II.4.1 Sparse (parcimonie)

Les signaux peuvent être modélisés de façon continue ou de façon discrète. Nous nous placerons ici dans le cas de signaux discrets et de longueur finie, qui en pratique sont des éléments/vecteurs de R^n , où n est leur nombre d'échantillons. Il est courant de vouloir approximer de tels signaux via une classe de signaux plus facilement manipulables. C'est le cas des signaux dits parcimonieux. Au sens strict, un signal est dit parcimonieux quand il ne comporte qu'un faible nombre de coefficients non-nuls, comme le signal de la figure (II.14). la connaissance des valeurs et des positions de ces quelques coefficients non-nuls suffit parfaitement à le définir. Pour cette raison, ces signaux sont également dits "compressibles".

Pour quantifier cette parcimonie, la norme l_0 consiste à compter le nombre coefficients non nuls d'un vecteur, c'est à dire, pour un vecteur \mathbf{x} , on a donc :

$$\|x\|_0 = \#i : x_i \neq 0 \quad (\text{II.27})$$

Un signal est ainsi d'autant plus parcimonieux que sa pseudo-norme l_0 est faible.

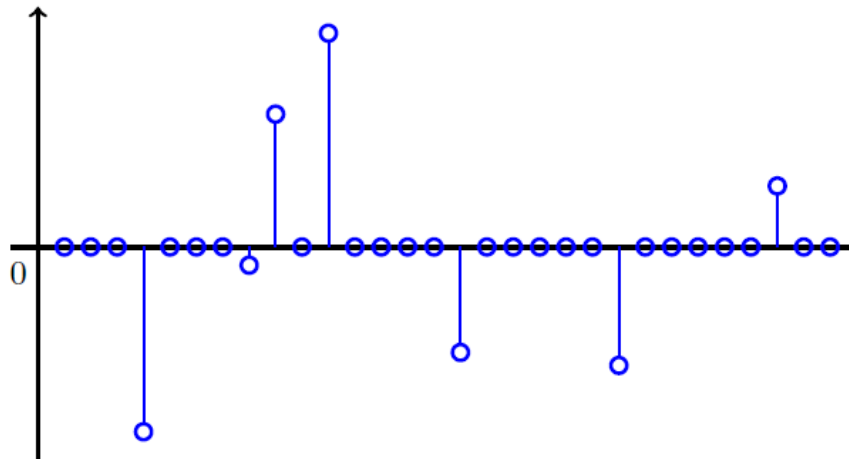


FIGURE II.14 – Exemple de signal parcimonieux

II.4.1.1 Approximation par des signaux parcimonieux

En pratique, peu de signaux sont exactement parcimonieux. On peut cependant se demander si, à un signal donné \mathbf{y} , on peut trouver un signal parcimonieux \mathbf{x} qui soit proche de \mathbf{y} . Pour cela, on mesure l'erreur ($\mathbf{d}(\mathbf{x}, \mathbf{y})$) que l'on engendre en approximant \mathbf{y} par \mathbf{x} . L'erreur augmente lorsqu'on s'éloigne du signal d'origine et vaut 0 uniquement dans le cas où $\mathbf{x} = \mathbf{y}$. Une mesure couramment utilisée est la mesure de distorsion l_2 (erreur quadratique) :

$$d(x, y) = \|y - x\|_2^2 \quad (\text{II.28})$$

Ainsi, retrouver le signal le plus proche de \mathbf{y} au sens de la distorsion précédente ne comportant que q coefficients non nuls, ceci revient à résoudre le problème suivant :

$$\operatorname{argmin}_x \|y - x\|_2^2, \|x\|_0 \leq q \quad (\text{II.29})$$

Ce problème d'approximation est dit non-linéaire, l'espace d'approximation, qui correspond aux signaux ayant au plus q coefficients non nuls, n'étant pas un espace linéaire. Il a une solution simple qui consiste à garder les q plus grands coefficients de \mathbf{y} .

II.4.1.2 Représentation parcimonieuse dans un espace transformé

La classe des signaux parcimonieux ne couvre qu'une faible partie des données réelles. Prenons l'exemple de l'image de Saturne figure(II.15), l'approximation de cette image obtenue en ne gardant que ses 0,5% plus grands coefficients figure (II.15.(b)). Cette image ne ressemble pas du tout à l'image d'origine, l'erreur d'approximation est extrêmement grande (environ 95%).

L'image peut être très correctement représentée de manière parcimonieuse à l'aide d'une transformée en ondelettes orthonormales [28]. En n'utilisant que les 0,5% plus grands coefficients en valeur absolue dans l'espace transformé, on obtient l'approximation en figure (II.15.(c)) (erreur relative d'approximation de 2,2% environ), notamment en regard de l'approximation parcimonieuse dans l'espace direct de la (II.15.(b)). La figure (II.15.(d)) montre l'emplacement des 5% plus grands coefficients de la transformée en ondelettes de l'image de Saturne. Cette image permet d'avoir un aperçu de cette transformée :

- Saturne apparaît plusieurs fois, à plusieurs échelles dans l'image transformée. Les transformées en ondelettes sont en effet multi-échelles et peuvent donc capturer l'énergie des images contenues à différentes échelles.
- Les 5% plus grands coefficients sont disposés essentiellement le long des contours de Saturne. Ainsi, une partie importante de l'énergie est contenue dans les discontinuités locales des images, et les ondelettes sont particulièrement appropriées pour capturer celles-ci.
- Transformées en ondelettes permettent de concentrer une grande partie de l'énergie dans quelques grands coefficients.

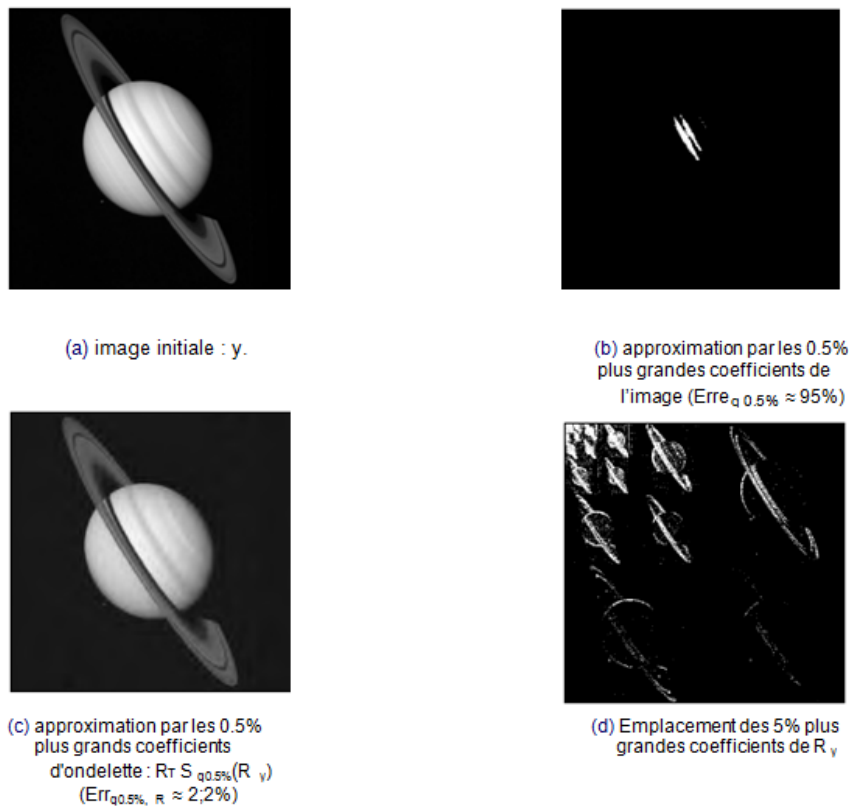


FIGURE II.15 – Exemple d'approximation d'une image grâce aux ondelettes

II.4.1.3 Parcimonie pour la résolution de problèmes inverses

La partie précédente a présenté c'est quoi la parcimonie et a permis de montrer que de nombreux types de signaux pouvaient être convenablement représentés de façon parcimonieuse. Cette information morphologique sur les signaux peut également aider à résoudre

de nombreux types de problèmes inverses.

Soit \mathbf{A} une matrice de dimension $n \times N$ à valeurs réelles, avec $n < N$, on définit le système d'équations linéaires sous-déterminé $\mathbf{y} = \mathbf{Ax}$. Ce système a moins d'équations que d'inconnues, et donc soit il n'a pas de solutions, soit une infinité de solutions.

Dans l'imagerie par résonance magnétique, nous cherchons à résoudre un problème linéaire inverse où l'on tente de reconstruire un objet \mathbf{f} (image) à partir d'observations incomplètes de ses effets $\mathbf{y} = \mathbf{Af}$. Le fait qu'il existe une infinité de solutions pour le système $\mathbf{y} = \mathbf{Ax}$, ce système se présente comme un problème majeur. Afin de réduire l'espace de recherche à éventuellement une unique solution \mathbf{f} , des informations a priori, telles que la parcimonie, sont nécessaires.

La régularisation est un moyen permettant l'intégration d'un a priori dans la recherche de solution. Le but est de privilégier une solution particulière, en introduisant une fonction de pénalité $\mathbf{g}(\mathbf{x})$, qui favorise certaines propriétés désirables. Cette procédure limite la recherche de solutions aux seules solutions dotées de ces informations a priori, et donc permet de réduire l'espace de recherche. Mathématiquement, on peut formuler le problème comme un problème d'optimisation générale **(P)**. [29]

(p) : $\min_x \mathbf{g}(\mathbf{x})$ sous le contrainte $\mathbf{y}=\mathbf{Ax}$

Le choix de la fonction $\mathbf{g}(\mathbf{x})$ n'est pas un détail mineur, car celle-ci a des répercussions directes sur le choix de la solution qui est basée sur une norme l_p :

$$\|x\|_p = \left(\sum_i |x_i|^p \right)^{1/p} \quad (\text{II.30})$$

La norme euclidienne au carré $\|x\|_2^2$ (méthode des moindres carrés) fut durant plusieurs années le choix prédominant de la fonction de pénalité $\mathbf{g}(\mathbf{x})$. La résolution du problème **(P2)** qui en résulte :

(p₂) : $\min_x \|x\|_2^2$ sous le contrainte $\mathbf{y}=\mathbf{Ax}$

Cette méthode sélectionne parmi toutes les solutions de $\mathbf{y} = \mathbf{Ax}$, celle ayant la norme l_2 minimale. Cette solution unique est appelée la solution pseudo-inverse ou la solution d'énergie minimale, elle est calculée directement par :

$$\hat{x} = A^+y = A^T(AA^T)^{-1}y \quad (\text{II.31})$$

Où A^+ est l'inverse généralisé. L'unicité de la solution et la simplicité de son calcul ont sans doute contribué à la popularité du choix de la norme euclidienne au carré comme fonction de pénalité. Néanmoins, cette stratégie ne donne toujours pas de très bonnes performances, et peut être difficilement utilisé pour différentes applications (imagerie médicale, séismologie, etc.).

Une fonction de pénalité alternative est la norme l_0 , cherchant ainsi les solutions les plus parcimonieuses. Ce problème peut être formulé comme une minimisation **(P0)**.

(p₀) : $\min_x \|x\|_0$ sous le contrainte $\mathbf{y}=\mathbf{Ax}$

Malheureusement, la recherche d'une solution du problème (P_0) est NP-difficile (non-deterministic polynomial-time hard) en générale et ne peut être résolue en pratique pour des valeurs de \mathbf{N} assez grandes. Une alternative est fournie par relaxation du problème. Il s'agit alors de "remplacer" la norme l_0 par une norme favorisant l_1 la parcimonie et rendant le problème soluble. C'est là où intervient les mesures de parcimonie qui consiste à résoudre le problème suivant :

$$(p_1) : \min_x \|x\|_1 \text{ sous le contrainte } \mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x}$$

La norme l_1 est la mesure de parcimonie la plus utilisée. Ceci est dû sans doute, à l'efficacité de cette norme à approcher la solution la plus parcimonieuse en terme de la norme l_0 .

En présence de bruit dans le modèle, il ne s'agit plus de chercher la solution la plus parcimonieuse de $\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x}$ mais une approximation parcimonieuse. Une relaxation convexe du problème de minimisation de la norme l_0 sachant que $\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{b}$ conduit aux problèmes suivants :

$$\min_x \|x\|_1 \text{ sous le contrainte } \|y - Ax\|_2 < \epsilon$$

L'utilisation de la représentation parcimonieuse dans le domaine de reconstruction des données permet donc d'optimiser les résultats ou parfois même de manière à rendre un problème soluble. Dans ce contexte, la notion de parcimonie a émergé comme un a priori fondamental dans plusieurs domaines d'applications.

La parcimonie a des applications directes en acquisition compressée des images IRM. Une telle échantillonnage compressée permet de réduire la dimension des images, tout en gardant l'information nécessaire à leur reconstruction, cela permet de réduire le temps d'acquisition.

II.4.2 Echantillonnage compressé (Compressed Sensing)

Échantillonnage compressé (CS) a émergé comme une nouvelle théorie de l'échantillonnage. CS permet d'échantillonner les images parcimonieuses ou compressibles à un taux proche de leur taux d'information intrinsèque et bien au-dessous de leur taux de Nyquist [30-31]. Dans ce cadre, CS est nécessaire pour faire des reconstitutions précises à partir d'un petit sous-ensemble de l'espace k plutôt que d'une grille entière. L'image est reconstruite avec une bonne précision de ces mesures par une procédure non linéaire.

La théorie CS peut être résumée en trois conditions : [32]

a) L'image souhaitée a une représentation parcimonieuse dans un domaine connu de transformation (ie, est compressible).

b) Les artefacts dus au sous-échantillonnage de l'espace K soit incohérente (bruit semblable).

c) Une reconstruction non linéaire est utilisé pour appliquer à la fois la représentation parcimonieuse de l'image et la cohérence avec les données acquises.

La figure (II.16) représente les relations entre ces concepts. Elle montre l'image, l'espace k , les domaines de transformation, les opérateurs qui relient ces domaines et les conditions de CS.

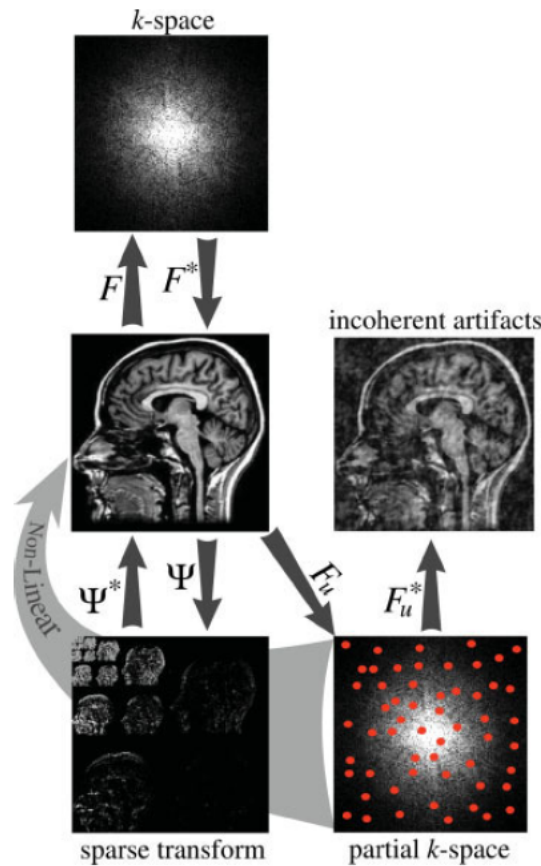


FIGURE II.16 – Illustration des domaines et des opérateurs utilisés dans les exigences de la CS : parcimonie dans le domaine transformé, l'incohérence des artefacts sous échantillonnés, et la nécessité de reconstruction non linéaire qui applique la représentation parcimonieuse.

Théoriquement, la transformation parcimonieuse et le sous-échantillonnage de l'espace de Fourier sont deux aspects importants permettant de déterminer le nombre d'échantillons qui permet de récupérer exactement l'image désiré.

II.4.2.1 Sous échantillonnage aléatoire de l'espace k

Le sous-échantillonnage consiste à faire l'acquisition d'une ligne sur R lignes (R est appelé facteur de réduction) de l'espace de Fourier (où facteur d'accélération) ce qui permet de diminuer le temps d'acquisition. En effet, le fait de diminuer le nombre de lignes acquises permet de réduire le nombre de commutation des gradients de champ magnétique lors du codage par la phase, ce qui réduit le temps nécessaire pour parcourir tout l'objet. [16]

L'énergie de l'image est concentrée près de l'origine de l'espace K (les régions de basse fréquence), le sous-échantillonnage aléatoire permet donc de prendre le plus grande nombre possible d'échantillon contenu dans ces régions, c-à-d le choix de facteur de réduction R doit être fait de telle façon que les échantillons soit très présents dans le centre que les périphériques (hautes fréquences). [33]

II.4.2.2 Reconstruction non linéaire

Mathématiquement, la reconstruction CS peut être considérée pour résoudre le problème d'optimisation suivant : [34]

$$f_{opt} = \underset{f}{\operatorname{argmin}} \{ \|\Psi f\|_1 \} \text{ sous le contrainte } \|b - F_u f\|_2 < \epsilon \quad (\text{II.32})$$

Où

- \mathbf{f} est l'image désiré sous forme d'un vecteur à \mathbf{N} dimensions.
- f_{opt} est l'image désiré optimisé; \mathbf{b} est un vecteur de données de l'espace \mathbf{k} à \mathbf{M} dimensions, mesurée à partir d'un appareil IRM, $\mathbf{M} \ll \mathbf{N}$.
- F_u est la transformée de Fourier sous-échantillonnés.
- Ψ est l'opérateur linéaire qui se transforme d'une représentation de pixels en une représentation parcimonieuse.
- ϵ contrôle la fidélité de la reconstruction des données mesurées.

Lorsque la minimisation de la norme L_0 est un problème polynomial non déterministe dur (NP-dur), la norme L_0 est généralement remplacée par la norme L_1 , qui est définie comme suit : $\|x\|_1 = \sum_i |x_i|$.

Minimiser $\{\|\Psi f\|_1\}$ favorise la parcimonie. La contrainte $\|b - F_u f\|_2 < \epsilon$ sert à réaliser la cohérence des données. Parmi toutes les solutions qui sont compatibles avec les données acquises, la résolution de l'équation (II.32) trouve une solution qui peut être compressé par la transformation Ψ .

II.5 Conclusion

L'acquisition des données représente le problème direct qui permet d'acquérir les données brutes. Pour la TEP les données sont représentés par le sinogramme, pour l'IRM les données sont représentées par l'espace \mathbf{k} .

Des éléments de calculs sont donnés sous forme des algorithmes de reconstruction qui sert à la résolution du problème inverse de la TEP et l'IRM. Le choix de la méthode de calcul a une forte influence sur la qualité de l'image reconstruite.

Les algorithmes généraux de la reconstruction tomographique se fondent généralement sur une représentation des données, soit continue (analytique) en utilisant les deux méthodes (**SBP** (simple back projection) et **FBP** (filtered back projection)), soit discrète (itérative) en utilisant [**LS** (Least Square), **ART** (Algebraic Reconstruction Technique), **SIRT** (Simultaneous iterative reconstruction technique) et **SART** (Simultaneous algebraic reconstruction technique)].

Pour la reconstruction des images IRM, deux méthodes ont été proposées, la parcimonie qui nécessite une représentation parcimonieuse, pour cela, une décomposition en ondelette a été appliqué et l'échantillonnage compressé qui est basé sur la représentation parcimonieuse et un échantillonnage aléatoire.

Chapitre III

Résultats et discussions

Introduction

A travers ce chapitre, nous allons présenter une description des résultats obtenus par les approches de reconstruction hybride : analytiques (SBP et FBP) et itératives (LS, ART et SART) pour la TEP ; la parcimonie (Sparse) et l'échantillonnage compressée (CS) pour IRM, sont décrite dans le chapitre 2. Des tableaux et des graphiques présentent la variation des critères d'évaluation utilisés : MSE, PSNR, SNR, NCC, SC et NAE, en choisissant deux coupes d'images (une image TEP et une image IRM) à travers deux série de coupes 3D (TEP et IRM respectivement) comme images de référence, pour qu'on arrive à fusionner les deux modalités.

Une interface graphique a été développée sous environnement Matlab afin de simuler la reconstruction hybride des images numériques, et de comprendre en mieux le mécanisme de reconstruction de l'image TEP/IRM.

Le problème de la reconstruction est toujours le même et peut être configuré par : comment reconstruire une image à partir de ses données ?

La figure (III.1) représente un organigramme qui résume les différentes phases de la reconstruction hybride TEP/IRM.

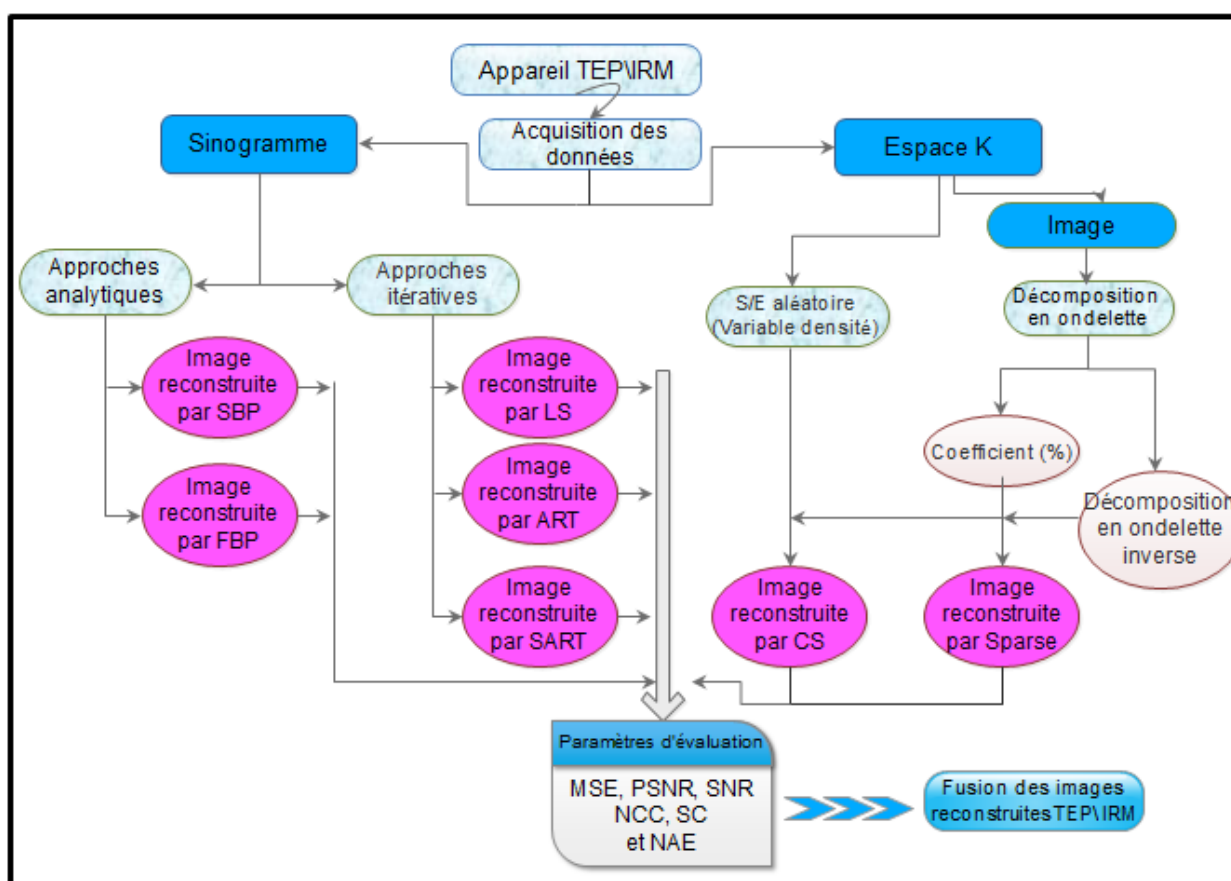


FIGURE III.1 – Organigramme résume la reconstruction des images TEP et IRM

Pour la reconstruction TEP, deux méthodes sont présentées : les méthodes analytiques on prend en compte que le sinogramme pour récupérer l'objet alors que les méthodes itératives consistent à exprimer le problème

directement sous une forme discrète. Pour la reconstruction des images IRM, les données sont stockées dans un espace fréquentiel, c'est l'espace k . La parcimonie est une méthode de reconstruction appliquée récemment en imagerie médicale à cause de son efficacité. Elle nécessite une transformation d'image en ondelette afin de réduire le nombre de coefficients (annuler les faibles intensités et prendre que les fortes intensités). CS est un autre algorithme qui utilise le domaine parcimonieux avec un sous échantillonnage aléatoire. Ces deux derniers algorithmes sert à réduire le temps d'acquisition toute en gardant une bonne qualité d'image.

III.1 Évaluation de performances

Dans nos simulations, nous avons passé par la reconstruction de deux coupes synthétiques acquises simultanément d'un même patient et de deux modalités différentes : une image TEP, 2D fonctionnelle et une image IRM statique, en niveaux de gris. Nous finalisons par une image hybride en effectuant la fusion des deux coupes d'images TEP et IRM de tailles 128×128 et 512×512 respectivement sont sélectionné à partir de deux séries de coupes 3D prises d'une base de données PET - SORTEO à partir du site web (<http://sorteo.cermep.fr/>), qui génère une base de données simulées à l'étude du cerveau PET représentant la variabilité anatomique inter- sujet. Le FDG (fluoro-désoxyglucose) est utilisée comme un radio traceur. L'image IRM est aussi prise de la même base. Nous avons implémenté nos algorithmes de reconstruction pour les deux modalités sur un PC en utilisant le langage de programmation Matlab (The Math Works, Inc., Natick, MA) (2013a). Pour évaluer les performances de nos algorithmes, certains paramètres sont mesurés, ils sont décrits dans les sections suivantes.

III.1.1 Erreur moyenne quadratique (MSE)

Le plus simple paramètre de mesure de la qualité d'image est l'erreur moyenne quadratique (MSE). C'est la mesure entre l'image de test et l'image reconstruite. Le MSE est défini comme suit :

$$MSE = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (f(i, j) - \hat{f}(i, j))^2 \quad (\text{III.1})$$

Avec $f(i, j)$: représente l'image originale, $\hat{f}(i, j)$: représente l'image reconstruite. M et N sont le nombre de lignes et de colonnes.

III.1.2 Rapport signal sur bruit crête (PSNR)

Le PSNR est défini comme suit : [36]

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

La faible valeur du PSNR signifie que l'image est de mauvaise qualité.

III.1.3 Normalized cross-correlation (NCC)

NCC est l'une des méthodes utilisées pour l'appariement de modèle, un procédé utilisé pour trouver des incidences d'un modèle ou d'un objet dans une image [35]. NCC égale la double somme de la valeur carré d'une différence entre l'image originale et l'image reconstruite sur double somme de la valeur carré de l'image originale. Il est défini comme suit :

$$NCC = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (f(i, j) - \hat{f}(i, j))^2}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f(i, j)^2} \quad (\text{III.3})$$

Plus le NCC est petit plus l'image reconstruite est de bonne qualité.

III.1.4 Structural content (SC)

Structural content (SC) égale la double somme de la valeur carré de l'image originale sur la double somme de la valeur carré de l'image reconstruite. La grande valeur de contenu structurel (SC) signifie que l'image est de mauvaise qualité [37]. SC est défini comme suit :

$$SC = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f(i, j)^2}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \hat{f}(i, j)^2} \quad (\text{III.4})$$

III.1.5 Signal to Noise Ratio (SNR)

Le Rapport Signal sur Bruit (SNR) est défini comme :

$$SNR = 20 \log \left(\frac{\text{Moyenne de ROS}}{\text{Dviation Standar de RON}} \right) (dB) \quad (\text{III.5})$$

Le SNR dans l'image dépend de la moyenne des niveaux de gris des pixels d'une région contenant du signal notée ROS (Region of Signal) et de l'écart type des niveaux de gris des pixels d'une région supposée ne contenir que du bruit notée RON (Region of Noise). Cette dernière région peut-être le fond de l'image (zone d'air). [16]

III.1.6 Erreur absolue normalisé (NAE)

Erreur absolue normalisé (NAE) est défini comme suit : [35]

$$NAE = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |f(i, j) - \hat{f}(i, j)|}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |f(i, j)|} \quad (\text{III.6})$$

La grande valeur de l'erreur absolue normalisée (NAE) signifie que l'image est de mauvaise qualité.

III.2 Résultats et discussions de la reconstruction TEP

Au cours de nos applications, nous avons utilisé une coupe d'image TEP représentée par la figure (III.2). Les données brutes obtenues à partir de cette coupe représentant le sinogramme (projections) sont aussi représenté par la même figure à droite.

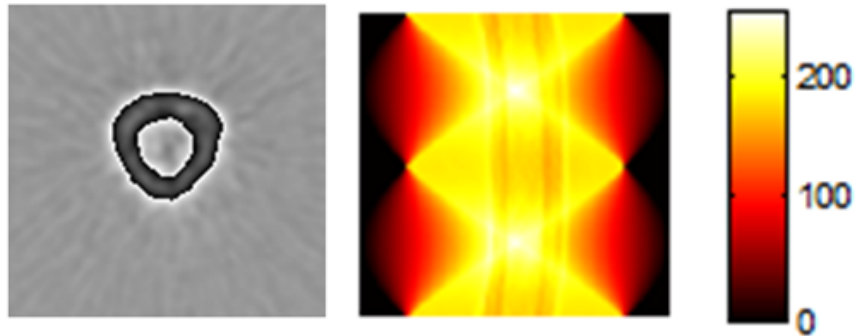


FIGURE III.2 – (Gauche) « brain TEP » de taille (128x128). (Droite) sinogramme correspondant, avec des angles de projection variant avec un pas de 1 (i.e. 180 projections).

III.2.1 Résultats et discussions des méthodes analytiques

III.2.1.1 Rétroprojection simple(SBP)

Nous avons étudié quantitativement et qualitativement, les résultats de la reconstruction SBP en choisissant différentes nombre de projections : 3, 18, 24, 36, 64, 72, 120 et 180. Quantitativement nous avons choisi d'étudier certains paramètres de performances comme le NCC, SC, MSE, PSNR, SNR, NAE. Les résultats quantitatifs sont représentés par le tableau (III.1). La figure (III.3) représente les images reconstruites en utilisant les différents nombres de projections cités respectivement. La figure (III.4) contient les graphiques des critères d'évaluations (MSE, NCC, SC, NAE, PSNR et SNR) en fonction de différents nombre de projection. Nous pouvons facilement remarquer l'amélioration de la qualité de reconstruction avec l'augmentation du nombre de projection.

Critère d'évaluation	3	18	24	36	64	72	120	180
NCC	0.1640	0.1318	0.129	0.1246	0.1202	0.119	0.1180	0.1176
SC	1.5149	1.1528	1.14	1.1132	1.0971	1.09	1.0894	1.0879
MSE	6013.5	4831.3	4751	4568.4	4407.2	4385	4325.3	4309
PSNR	10.3395	11.2901	11.36	11.5332	11.6892	11.7	11.7706	11.7865
SNR	7.8505	8.8011	8.87	9.0441	9.2002	9.22	9.2816	9.2975
NAE	0.3292	0.2844	0.28	0.2752	0.2697	0.26	0.2669	0.2664

TABLE III.1 – Résultats de la reconstruction SBP en fonction du nombre de projection.

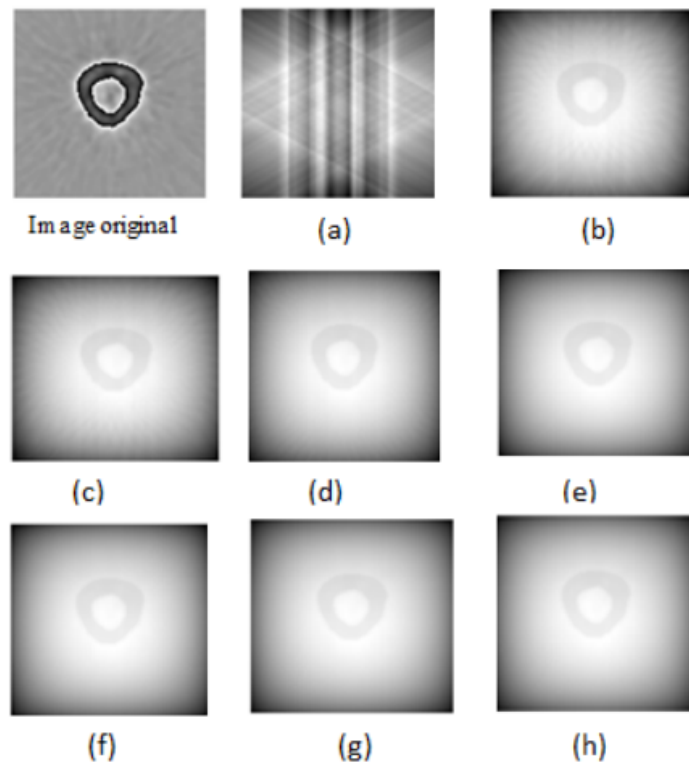
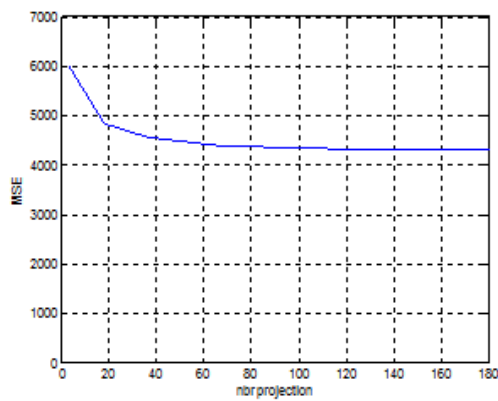
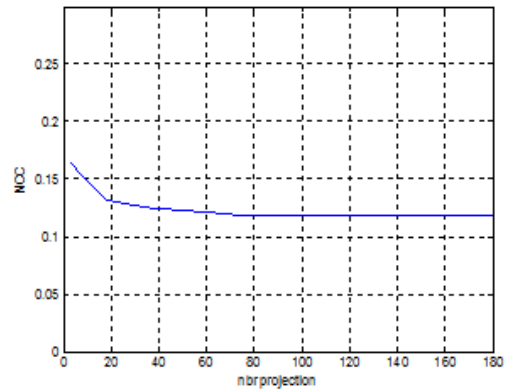


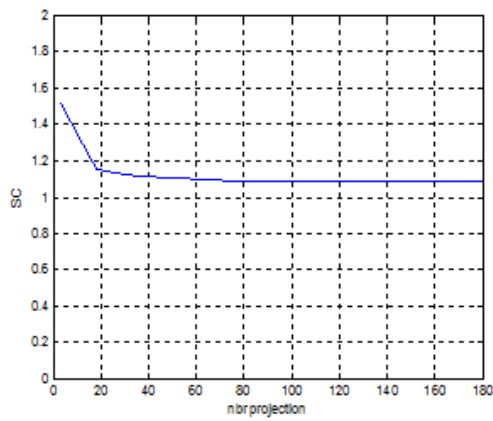
FIGURE III.3 – Images reconstruites par rétroprojection simple (SBP) en utilisant a)3, b)18, c)24, d)36, e)64, f)72, g)120 et h)180 projections



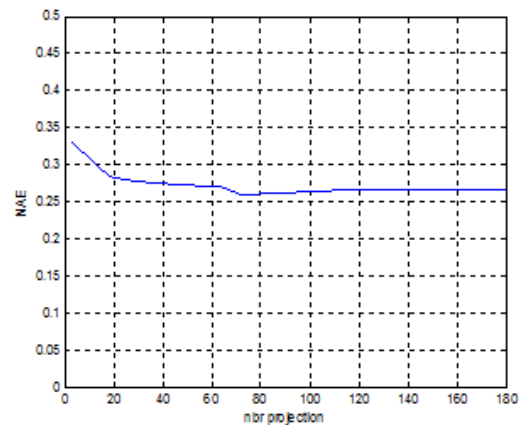
(a)



(b)



(c)



(d)

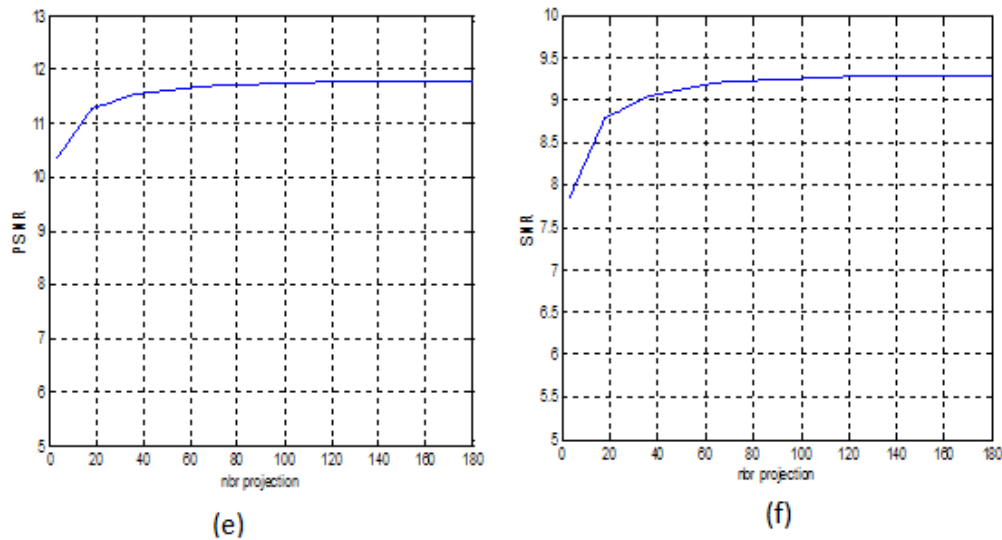


FIGURE III.4 – Variation des critères d'évaluation en fonction du nombre de projections pour SBP (a) MSE, (b) NCC, (c) SC, (d) NAE, (e) PSNR et (f) SNR

Avec un angle de couverture allant de 0° à 180° et une valeur incrémentielle de 3° à 10° ; pour reconstruire l'image avec une qualité acceptable, il faut au minimum 64 projection. Cette technique génère les artéfacts en étoiles.

Les figures (III.3) et (III.4) révèlent clairement que la qualité de l'image reconstruite augmente légèrement quand le nombre de projections augmente. Cela apparait visuellement sur la figure (III.3).

D'après les graphes (III.4) nous constatons que le nombre de projections joue un rôle crucial dans la reconstruction. Quand le nombre de projections augmente, les paramètres d'évaluation (PSNR et SNR) augmentent et (MSE, SC, PSNR, SNR, NAE et NCC) diminuent. Cette diminution est très rapide pour un nombre de projections entre 1 et 20 et lente au-delà de 20 projections.

III.2.1.2 Rétroprojection filtrée (FBP)

La rétroprojection filtrée est la méthode la plus courante pour éliminer les artéfacts en étoile produite par la méthode SBP, elle utilise des filtres.

La qualité de la reconstruction a été évaluée par l'étude de la variation des critères de performance (MSE, NCC, SC, NAE, PSNR et SNR) en fonction du nombre de projections de l'image reconstruite, les résultats quantitatifs et qualitatifs de la reconstruction (FBP) sont représentés sur le tableau (III.2) et la figure (III.5) respectivement :

Projection \ Critère	3	18	24	36	64	72	120	180
NCC	0.7018	0.6427	0.5127	0.2994	0.2456	0.0473	0.047	0.0486
SC	19.0881	18.2368	10.62	4.5661	3.7213	1.5617	1.58	1.6061
MSE	25727	23560	18795	10975	9003	1732	1734	1780
PSNR	4.0270	4.4091	5.3904	7.7269	8.587	15.7449	15.74	15.6265
SNR	1.5380	1.9201	2.9014	5.2379	6.0979	13.2559	13.25	13.1375
NAE	0.8300	0.7925	0.7088	0.5424	0.4917	0.2144	0.2144	0.0076

TABLE III.2 – Résultats de la reconstruction FBP en fonction de nombre de projection.

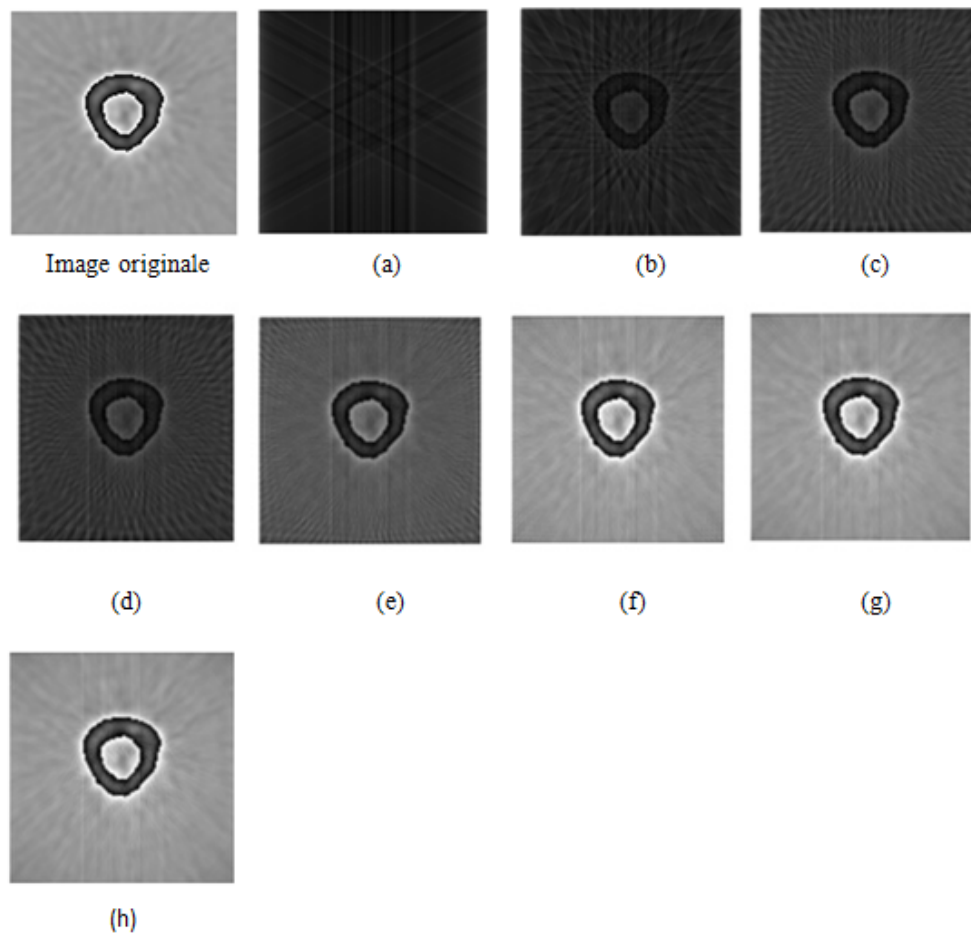


FIGURE III.5 – Images reconstruites par Rétroprojection Filtrée (FBP). En utilisant a)3, b)18, c)24, d)36, e)64, f)120, g)150 et h)180 projections.

La figure (III.6) représente les graphes traçant la variation des critères de performance (MSE, NCC, SC, NAE, PSNR et SNR) en fonction du nombre de projections.

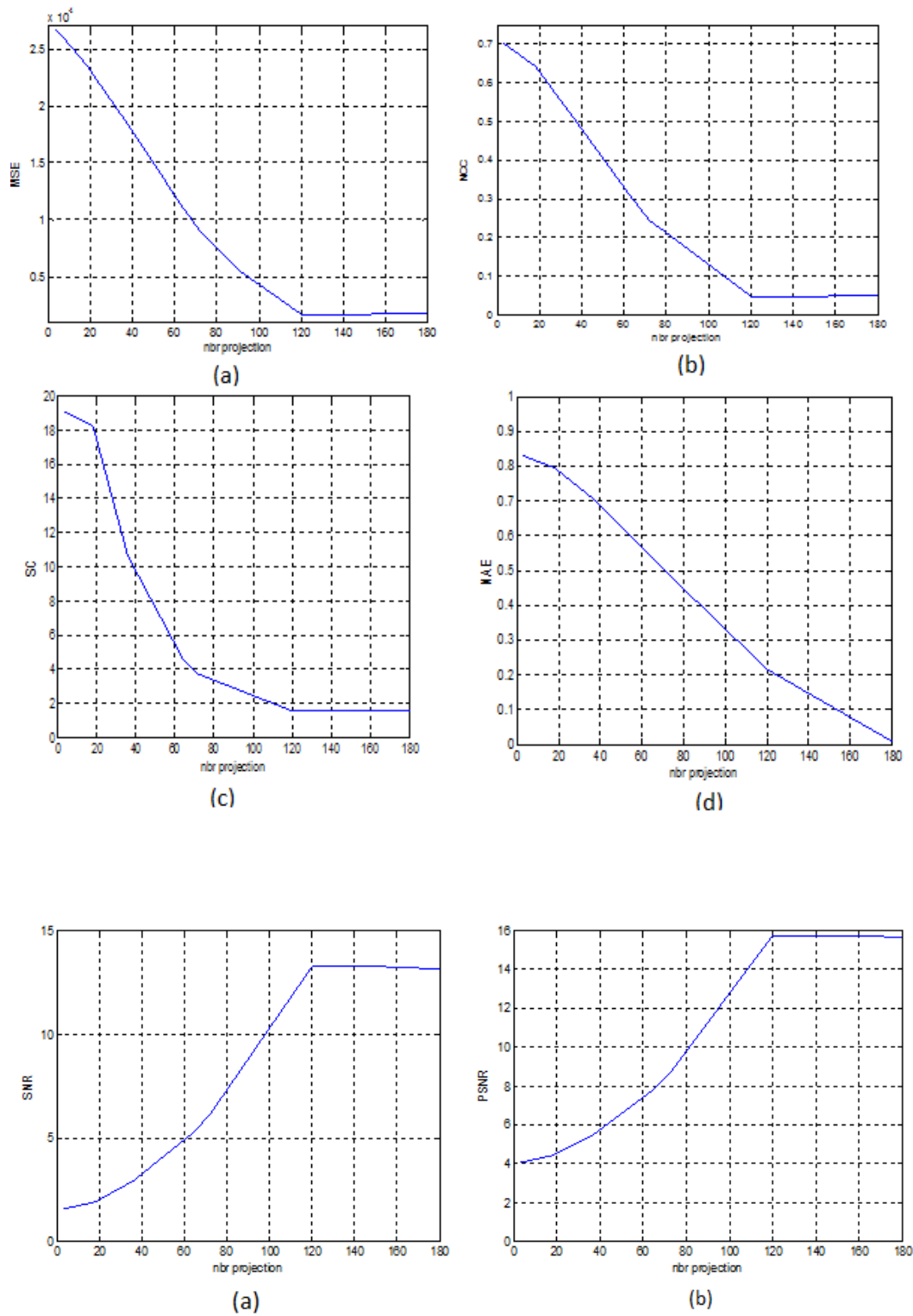


FIGURE III.6 – Variation des Critères d'évaluation en fonction du nombre de projections pour FBP (a) MSE, (b) NCC, (c) SC, (d) NAE, (e) PSNR et (f) SNR

La figure (III.5) illustre la reconstruction de l'image par la FBP avec un angle de couverture allant de 0° à 180° avec une valeur incrémentale de 3° à 10° . les résultats montrent clairement que la qualité des images reconstruites augmente quand le nombre de projections augmente.

D'après les graphes, les résultats montrent que les paramètres dévaluation (PSNR et SNR) augmentent et (MSE, NAE, SC et NCC) diminuent rapidement quand le nombre de projections augmente jusqu'à 120 projections. Quand le nombre de projections augmente, la qualité de l'image reconstruite est plus proche de l'image originale grâce au filtrage qui élimine l'effet de flou dû au SBP, c-à-d plus ce nombre est important, plus la reconstruction est bonne.

Nous avons basés sur les travaux actuels [35] de la reconstruction tomographique sur des images TDM qui sans moins bruité que les images TEP, nous avons remarqués que nos résultats sont très proche de leurs résultats.

III.2.2 Résultats et discussions des méthodes itératives

Dans cette section, nous présenterons les résultats de reconstruction de la méthode des moindres carrés (LS), Algebraic Reconstruction Technique (ART) et Simultaneous iterative reconstruction technique (SART). Les paramètres de performances sont calculées en fonction du nombre de projections et en fonction du nombre d'itérations.

III.2.2.1 Méthode des moindres carrés

Pour résoudre le problème de reconstruction mal posé, nous avons opté la méthode des moindres carrés, elle est utilisé comme méthode d'optimisation. Les résultats de reconstruction pour les différentes valeurs du nombre de projections sont représenté par la figure (III.7).

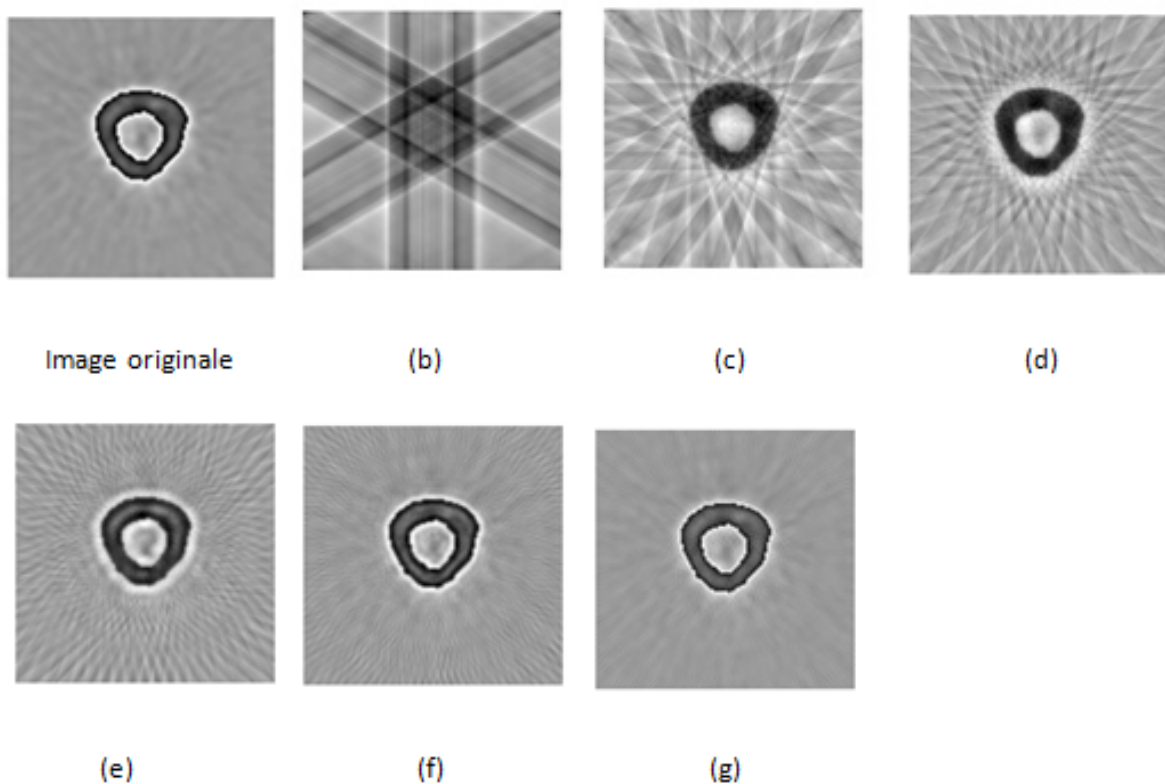


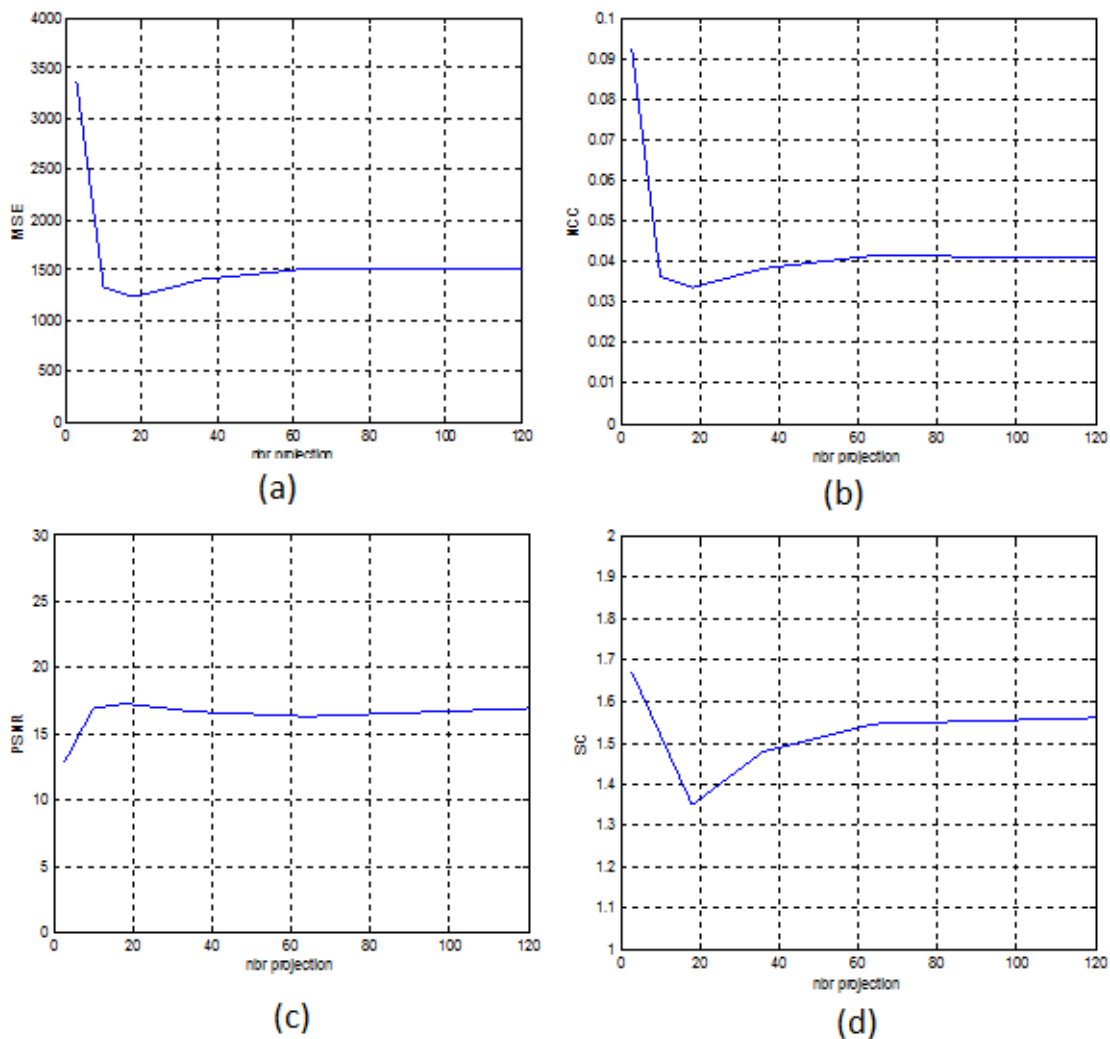
FIGURE III.7 – Images reconstruites par LS. En utilisant (a)3, (b)18, (c)24, (d)36, (e)64, (f)72 et (g)120 projections

En choisissant un nombre d'itérations fixe de 25 itérations, le tableau (III.3) affiche les résultats obtenus en faisant varier le nombre de projections.

Critère d'évaluation	Projection					
	3	18	24	36	64	120
NCC	0.0922	0.0362	0.0336	0.0383	0.0415	0.0409
SC	1.6708	1.2679	1.3499	1.4772	1.5445	1.5599
MSE	3378.9	1327.8	1232.5	1405.4	1519.5	1500
PSNR	12.8430	16.8993	17.2230	16.6527	16.3138	13.8809
SNR	10.3540	14.4103	14.7340	14.1637	13.8248	13.88
NAE	0.2521	0.1483	0.1543	0.1849	0.2004	0.2002

TABLE III.3 – Résultats de variation des critères d'évaluation de LS en fonction de nombre de projection.

La variation des critères d'évaluation (MSE, NCC, SC, NAE, PSNR et SNR) en fonction du nombre de projections de l'image sont indiquées par les graphes dans la figure (III.8) :



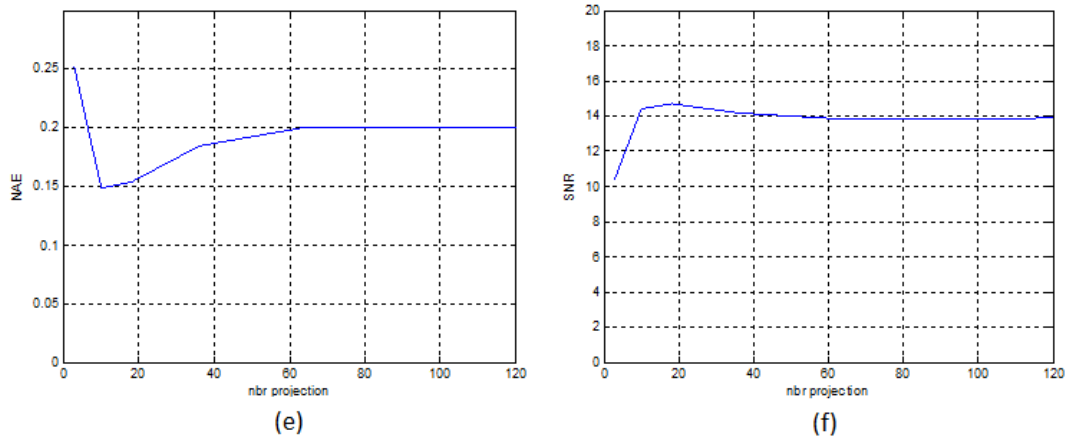


FIGURE III.8 – variation des critères d'évaluation en fonction de nombre de projection. a) MSE , b)NCC, c)PSNR, d)SC, e) SNR et f) NAE.

D'après les graphes (Fig.(III.8)) nous constatons que, quand le nombre de projections augmente, les paramètres d'évaluation (PSNR et SNR) augmentent et (MSE, NCC, SC et NAE) diminuent rapidement quand le nombre de projections augmente de 1 à 20 et puis ils se stabilisent après 60 projections. La qualité de l'image reconstruite est plus proche de l'image originale lorsque le nombre de projections est élevé. La qualité de l'image s'améliore donc comme montre la figure (III.7) en se basant sur l'aspect visuelle.

III.2.2.2 Méthode de l'ART (Algebrique Reconstruction Technique)

Dans cette section, nous avons passé par plusieurs tests de reconstruction en utilisant la méthode ART. Nous avons étudié dans un premier temps l'influence du nombre de projections (3, 10, 18, 24, 36 et 64 projections) sur la qualité de l'image reconstruite, ensuite nous avons étudié l'influence du nombre d'itérations (2000, 4000, 5000, 6000, 10000, 12000, 18000 et 19656 itérations) sur la qualité d'image reconstruite. Les critères d'évaluations tels-que MSE, NCC, SC, NAE, PSNR et SNR nous ont permis de comparer les résultats obtenus de différentes projections et différentes itérations.

Les résultats quantitatifs sont présentés sur le tableau (III.4) en choisissant un nombre d'itération de 9000.

Critère d'évaluation	3	18	24	36	64	120
NCC	0.0798	0.0458	0.0267	0.0277	0.0327	0.0338
SC	1.5414	1.3585	1.2273	1.3305	1.42	1.465
MSE	2927	1677.5	977.77	1015	1198	1240
PSNR	13.46	15.8841	18.22	18.0639	17.34	17.1967
SNR	10.9773	13.3951	15.7394	15.5749	14.8559	14.7077
NAE	0.2270	0.17	0.1214	0.1441	0.1717	0.1797

TABLE III.4 – Résultats de reconstruction de la méthode ART en fonction de nombre de projection.

La figure (III.9) représente les images reconstruites en utilisant les nombres de projections 3, 18, 24, 36, 64, 72, 120 et 180 respectivement.

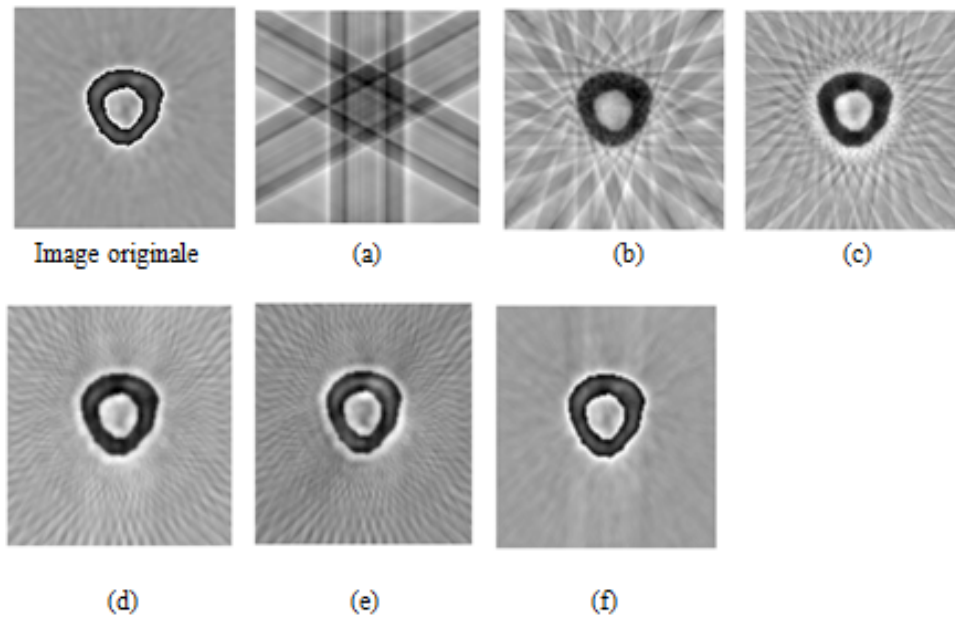
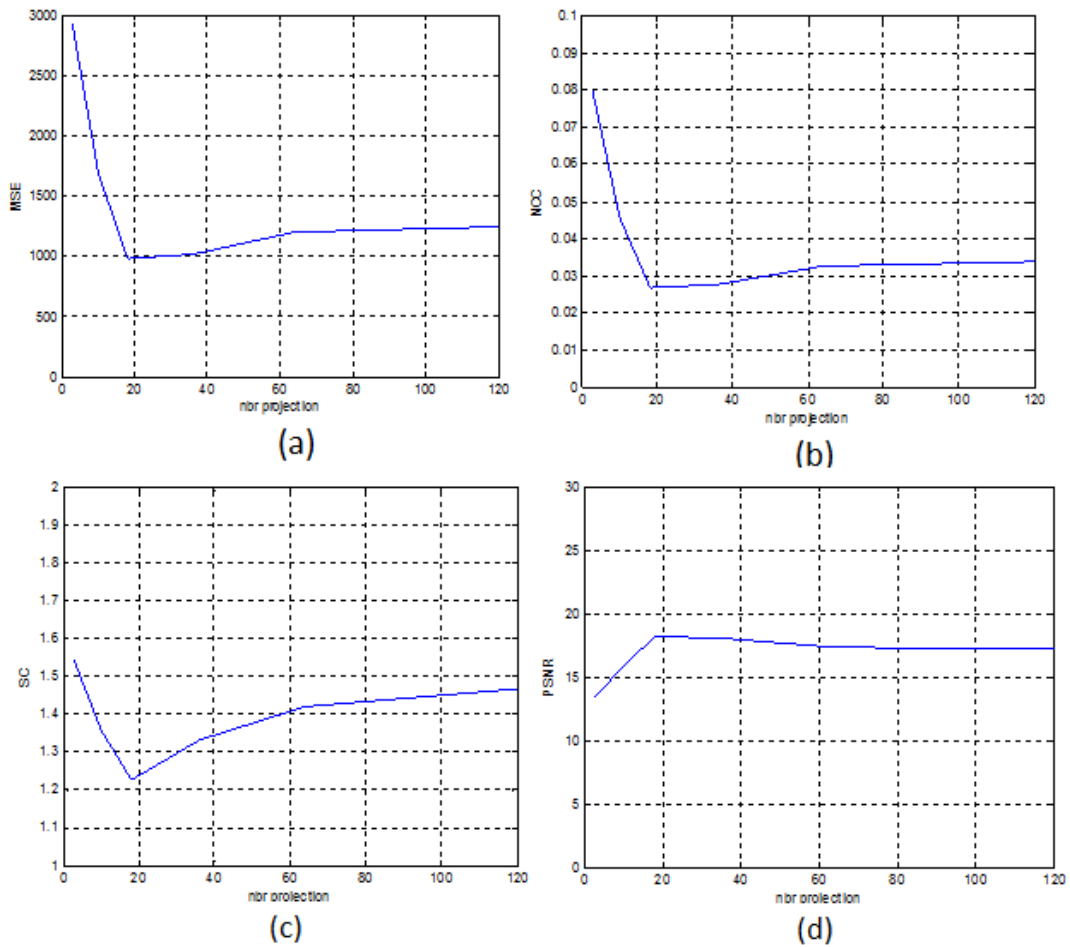


FIGURE III.9 – Images reconstruites par ART. En utilisant a)3, b)10, c)18, d)24, e)36, f)64 projections

La figure (III.10) représente le tracé des différentes paramètres de performance en fonction du nombre de projections.



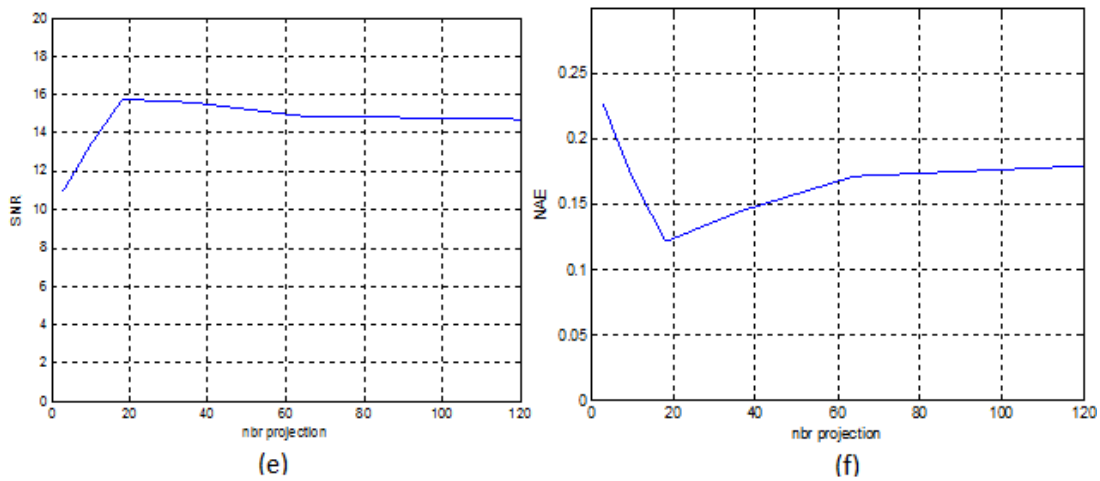


FIGURE III.10 – Variation des critères d'évaluation en fonction de nombre de projection. a) MSE, b) NCC, c) SC, d) PSNR, e) SNR et f) NAE

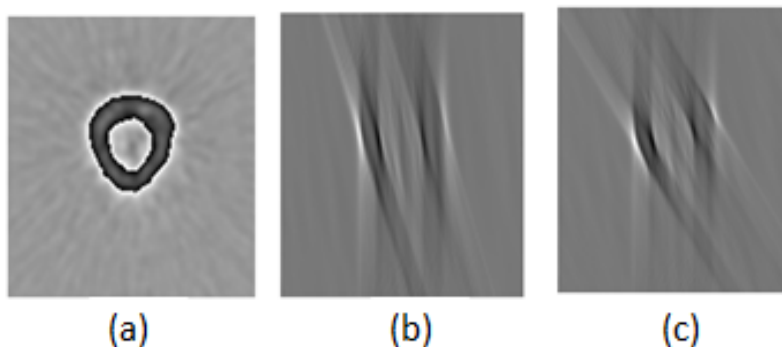
D'après les résultats présentés sur le tableau (III.4) et les graphiques de la figure (III.10), nous constatons que l'erreur entre l'image reconstruite et l'image originale diminue et le signal augmente lorsque le nombre de projection augmente. Au delà de 60 projections l'algorithme converge et devient stable. Ce qui indique que la qualité de l'image s'améliore (voir fig. III.9).

Les résultats de reconstruction pour différentes valeurs d'itérations sont présentés sur le tableau (III.5). Un nombre de 120 projections est utilisé.

Critère	2000	4000	5000	6000	10000	12000	18000	19656
NCC	0.1632	0.1569	0.0974	0.0861	0.0714	0.0440	0.0358	0.0338
SC	2.6288	2.5879	1.9741	1.8696	1.7594	1.5065	1.4779	1.4651
MSE	5984.3	5750.5	3571.6	3155.3	2617.1	1.6132	1310.8	1240
PSNR	10.3607	10.5338	12.6022	13.1404	13.9526	16.0538	16.9554	17.1967
SNR	7.8717	8.0448	10.1132	10.6514	11.4635	13.5648	14.4664	14.7077
NAE	0.3933	0.3872	0.3012	0.2820	0.2558	0.1952	0.1826	0.1797

TABLE III.5 – Résultats de la méthode ART en fonction de variation de nombre d'itération.

La figure (III.11) représente les images reconstruites en utilisant un nombre de 2000, 4000, 5000, 6000, 10000, 12000, 18000 et 19656 itérations respectivement.



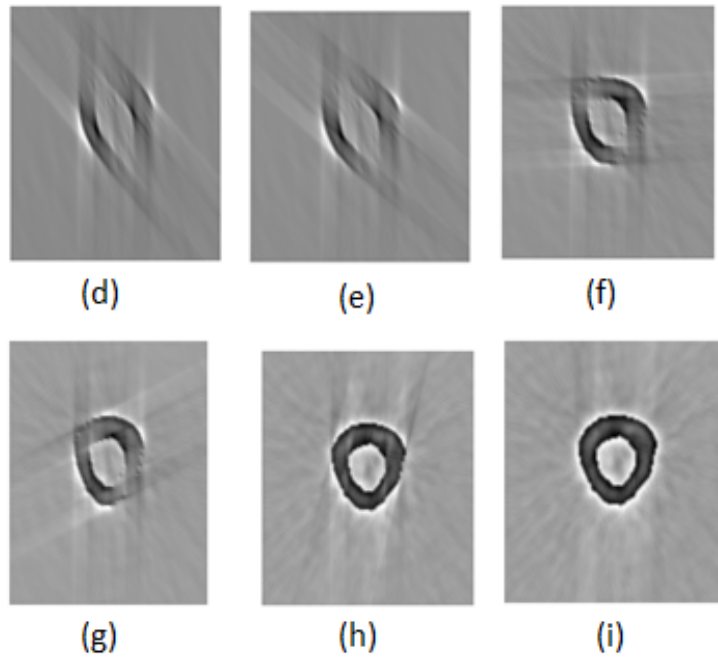
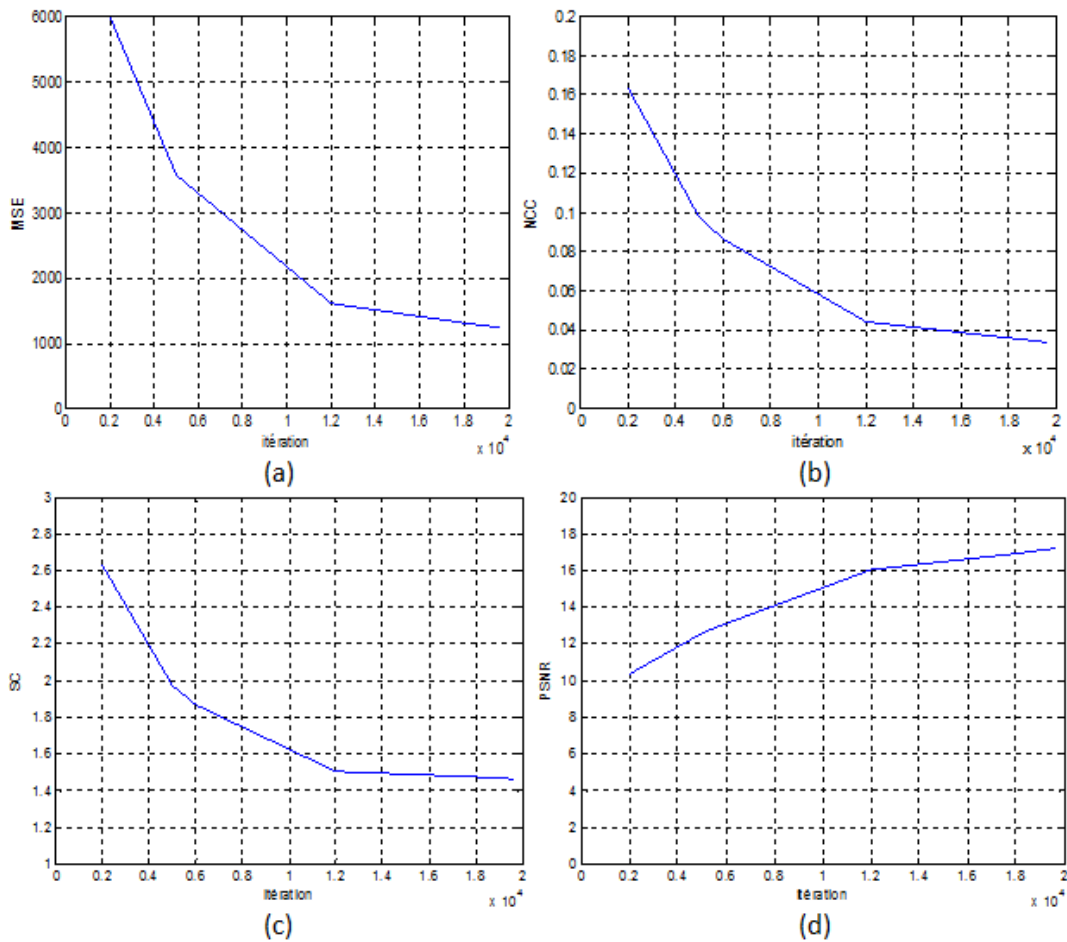


FIGURE III.11 – Images reconstruite par la méthode de l’ART, en utilisant a)2000, b) 4000, c)5000, d)6000, e)10000, f)12000, g) 18000 et h)19656 itérations

La figure (III.12) représente le tracé des différentes paramètres de performance en fonction du nombre d’itérations.



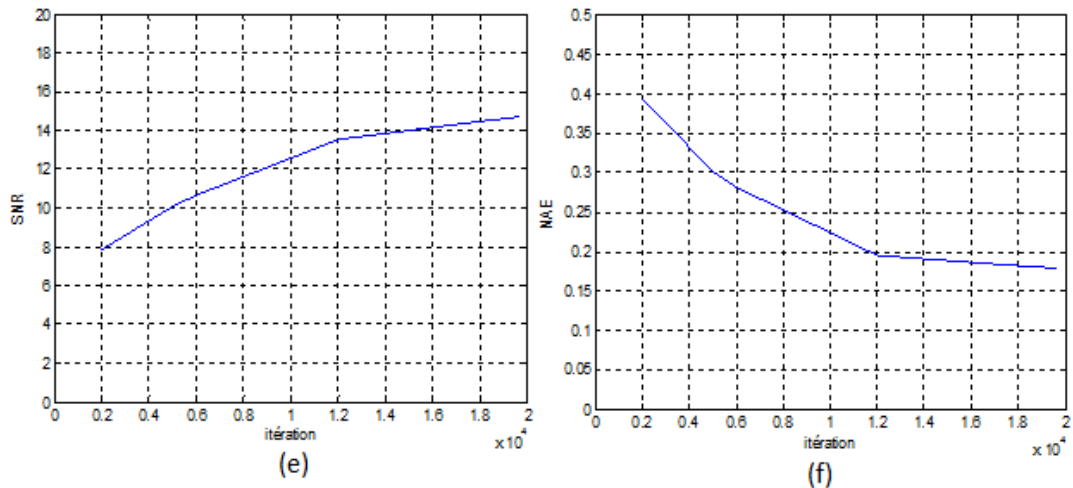


FIGURE III.12 – Variation des critères d'évaluation en fonction de nombre d'itération. a)MSE, b)NCC, c)SC, d)PSNR, e)SNR et f)NAE

D'après la figure (III.11), l'image reconstruite est de bonne qualité lorsque le nombre d'itérations augmente. Le principe de l'ART est de trouver une solution par des estimations successives. Les projections correspondantes à l'estimation actuelle sont comparées avec les projections mesurées auparavant. Le résultat de la comparaison est utilisé pour modifier l'estimation actuelle, créant ainsi une nouvelle estimation.

Les corrections sont effectuées soit par une addition ou par une multiplication d'un quotient (facteur de correction) entre la projection mesurée et la projection estimée c-à-d lorsque le nombre des itérations augmentent, les estimations se corrigent ce qui revient à la mise à jours des projections. Ceci se traduit par la diminution de MSE, NCC, SC et NAE et l'augmentation de PSNR et SNR (voir les graphes de la fig III.12).

III.2.2.3 Méthode de SART (Simultaneous iterative reconstruction technique)

Les résultats de reconstruction par la méthode SART en utilisant différents nombres de projections sont représentés sur le tableau (III.6). Un nombre d'itération de 100 a été choisi.

Critère d'évaluation \ Projection	3	18	24	36	64	120
NCC	0.0907	0.0372	0.0329	0.0299	0.0295	0.0255
SC	1.6598	1.2846	1.3396	1.3789	1.40	1.3705
MSE	3323.2	1363.2	1207.2	1097.1	1081.2	934.5715
PSNR	12.9152	16.7852	17.3131	17.7282	17.80	18.4247
SNR	10.4262	14.2962	14.8241	15.2392	15.30	15.9357
NAE	0.2499	0.1514	0.1514	0.1578	0.1641	0.1533

TABLE III.6 – Résultats de la reconstruction par la méthode SART en fonction de nombre de projection.

La figure (III.13) illustre les images reconstruites par la méthode SART en fonction des différentes projections utilisées.

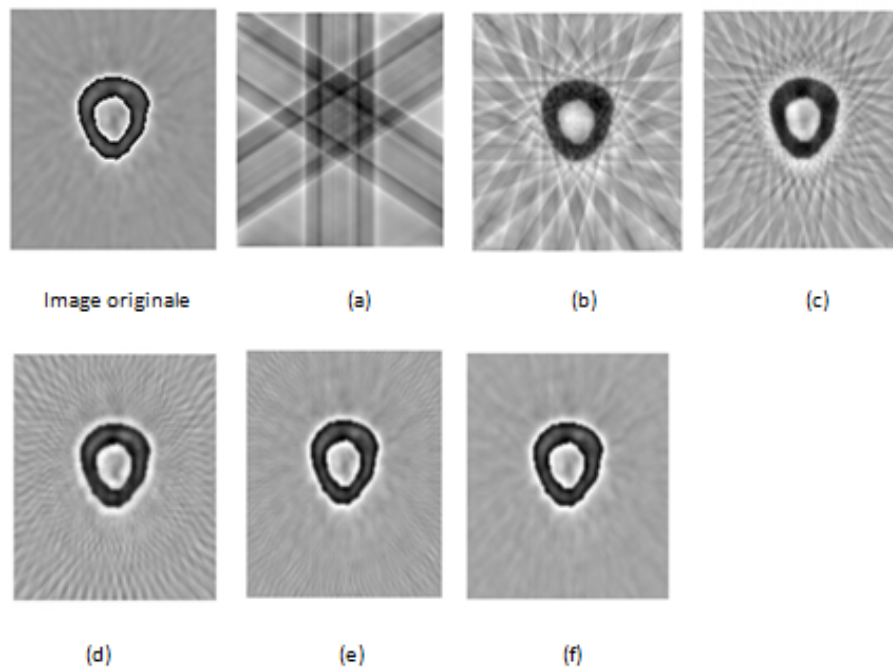
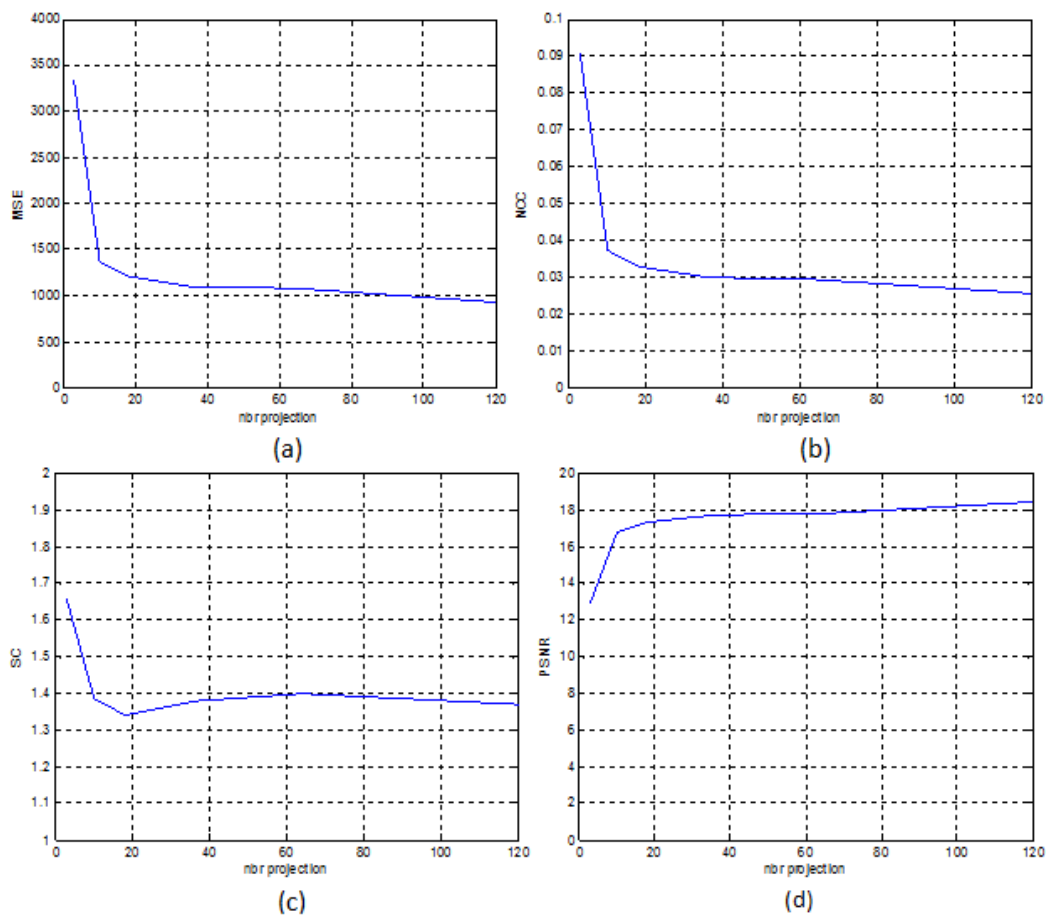


FIGURE III.13 – Images reconstruites par la méthode SAT, en utilisant a)3, b)10, c)18, d)36, e)64, f)120 projections

Pour évaluer la variation des six paramètres, la figure (III.14) représente le tracé des différentes paramètres de performance en fonction du nombre de projections.



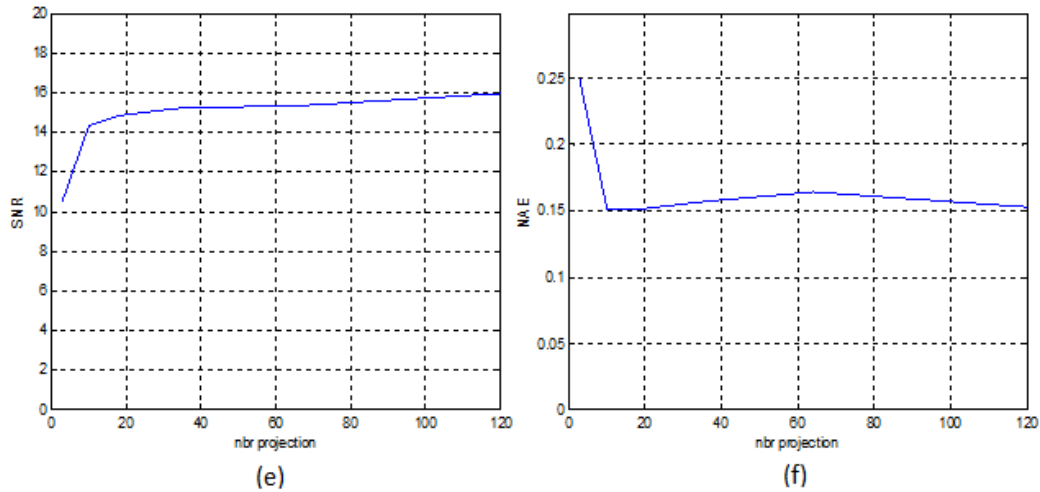


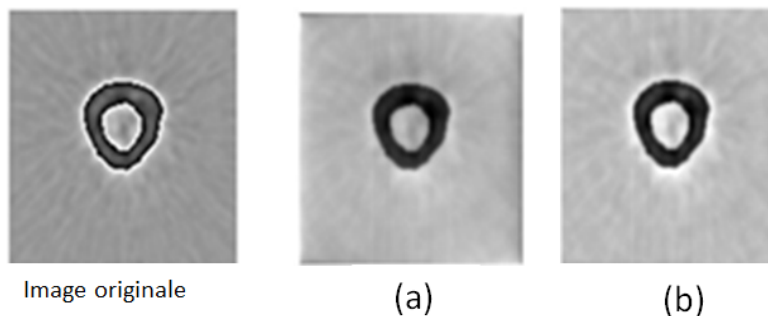
FIGURE III.14 – variation des critères d'évaluation en fonction de nombre de projection. A)MSE, b)NCC, c)SC, d)PSNR, e)SNR et f)NAE

D'après les graphiques (fig. (III.14)), nous pouvons voir facilement une diminution rapide de MSE, NCC, SC et NAE entre 1 à 20 projections, le PSNR et SNR augmentent. Après 60 projections l'algorithme se converge et la variation des paramètres devient faible.

Le tableau (III.7) donne les résultats de reconstruction d'images en variant le nombre d'itérations. les six paramètres d'évaluation sont étudié en choisissant un nombre de projection de 120. La figure (III.15) illustre les images reconstruite pour chaque itération.

Critère d'évaluation	Itérations				
	10	25	50	75	100
NCC	0.0264	0.0131	0.0175	0.0227	0.0255
SC	1.1849	1.0824	1.2338	1.3251	1.3705
MSE	968.3694	480.3807	643.3416	832.3217	934.5715
PSNR	18.2704	21.3149	20.0464	18.9279	18.4247
SNR	15.7814	18.8259	17.5574	16.4389	15.9357
NAE	0.1055	0.0553	0.1104	0.1401	0.1533

TABLE III.7 – Résultats de la reconstruction par la méthode SART en fonction de nombre d'itérations.



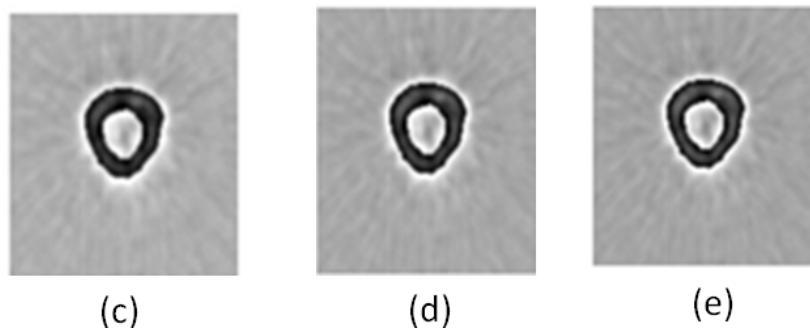
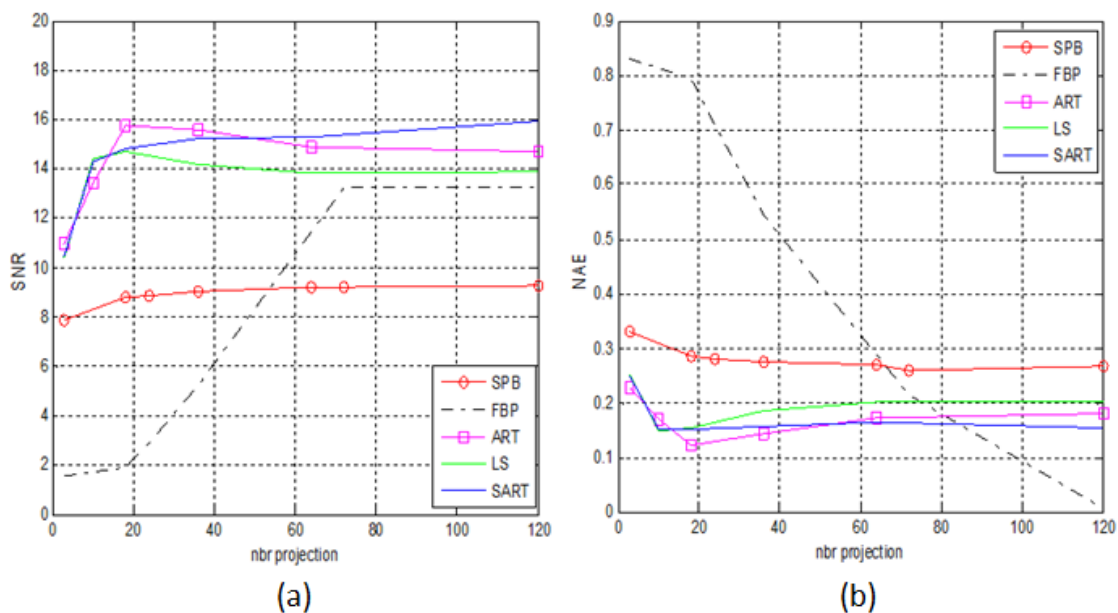


FIGURE III.15 – Images résultantes par la méthode SART en utilisant : a)10, b)25, c)50, d)75, e)100 itérations.

D'après les résultats présentés sur le tableau (III.7), nous remarquons que l'erreur diminue (faibles valeurs de MSE, NCC, SC et NAE) et le signal (PSNR et SNR) augmente lorsque le nombre des itérations augmente. Après un certain nombre d'itération (25 itérations) le processus s'inverse, l'erreur augmente et le signal diminue. Ce qui signifie que le processus diverge après un certain nombre d'itérations. Le choix du nombre d'itérations est un facteur très importants.

III.2.3 Comparaison des méthodes analytiques et itératives

Dans cette partie, nous effectuons une comparaison des résultats de reconstruction utilisant les algorithmes analytiques et itératives cités ci-dessus. Les six paramètres de performance ont été évalués en choisissant différentes nombres de projections. Les graphiques de la figure (III.16) étudiés les paramètres : MSE, NCC, PSNR, SC, SNR et NAE en fonction de différentes projections.



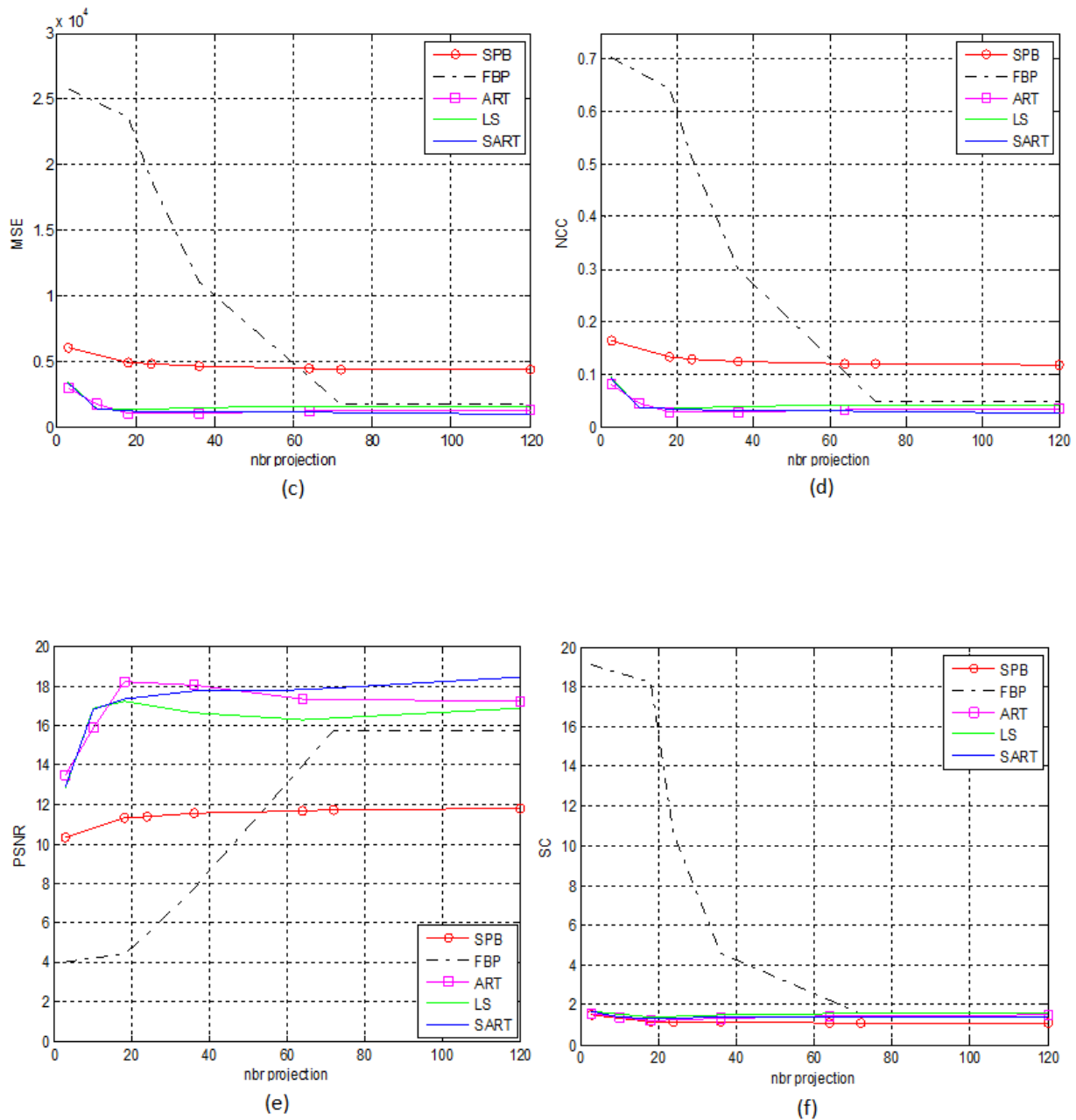


FIGURE III.16 – *Comparaison des techniques de reconstruction. En terme de a) MSE, b) NCC, c) PSNR, d) SC, e) SNR et NAE avec différentes projections.*

Les expériences ont révélé les principales observations; comme le nombre de projections augmente, la qualité de l'image reconstruite est apparue préférable pour les deux algorithmes analytiques et itératifs. Les erreurs MSE, NCC, SC et NAE obtenues à partir des algorithmes itératifs (LS, ART, SART) sont inférieures à ceux obtenues à partir des algorithmes analytiques (SBP et FBP) et le signal (PSNR et SNR) est élevé. Les résultats prouvent que les méthodes de reconstruction itératives (SART et ART) sont les plus performantes.

Étudiant maintenant le temps de reconstruction pour chaque méthode (analytique et itérative). Le tableau (III.8) présente le temps d'exécution de chaque méthode en augmentant le nombre de projections.

Technique \ Projection	18	64	120
SBP	3.0386	3.5033	9.1118
FBP	1.3839	3.6854	9.2514
LS	1.285	6.7792	20.4493
ART	20.0419	231.0035	697.0007
SART	900	1200	2200

TABLE III.8 – Temps de reconstruction pour différent nombre de projection (temps en seconde).

Les résultats montrent que le temps d'exécution des algorithmes itératifs est très élevé comparant aux méthodes analytiques.

III.3 Résultats et discussions de reconstruction IRM

La parcimonie (sparse) et l'échantillonnage compressé (compressed sensing) sont des méthodes de reconstruction d'images IRM.

L'objectif recherché à ce niveau est d'étudier la qualité des images reconstruire par ces deux algorithmes en évaluant les paramètres de performance cités ci-dessus. Deux méthodes de reconstruction sont appliquées sur une image IRM du cerveau de taille 512×512 . L'image est représentée par la figure (III.17).

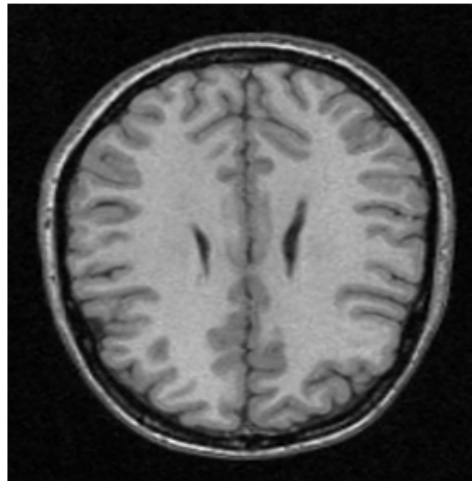


FIGURE III.17 – Image IRM du cerveau de taille (512×512) .

Dans cette section, nous présenterons les résultats de reconstruction des deux méthodes présentées dans le chapitre 2 : parcimonie (Sparse) et l'échantillonnage compressé (compressed sensing). Les performances de reconstruction sont étudiées en fonction du pourcentage des coefficients (le nombre des coefficients pris après la décomposition en ondelette). L'influence du type d'ondelette sur la qualité d'image est aussi étudiée.

III.3.1 Méthode de parcimonie (sparse)

La parcimonie est une méthode de reconstruction basé sur la décomposition en ondelette de l'image à reconstruire. les grandes coefficients de cette décomposition ensuite seront utilisés pour la récupération de l'image. La décomposition en ondelette est réalisée en utilisant deux types d'ondelettes donnée par une collection de fonctions **WaveLab**.

WaveLab est une collection de fonctions Matlab qui ont été utilisés par les auteurs et collaborateurs pour mettre en œuvre une variété d'algorithmes liés à l'analyse en ondelettes.

Les figures (III.18) et (III.19) donne les représentation parcimonieuse de l'image IRM test avec deux type d'ondelette « Haar» et « Daubechies» respectivement.

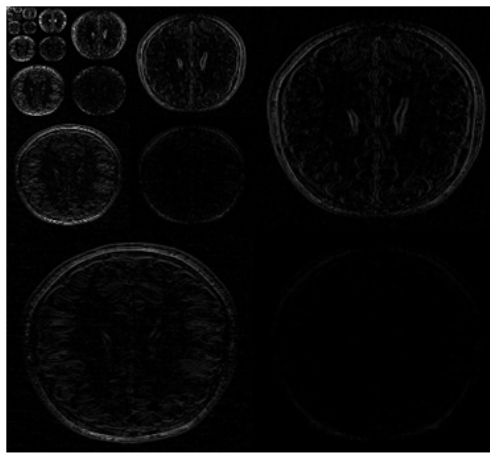


FIGURE III.18 – la représentation parcimonieuse de l'image test à 5 niveau en utilisant l'ondelette Haar.

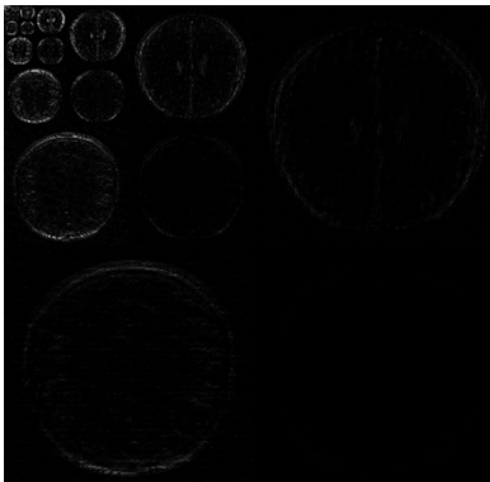


FIGURE III.19 – la représentation parcimonieuse de l'image test à 5 niveau en utilisant l'ondelette Daubechies.

La décomposition en ondelette donne la multi-résolution de l'image donc les différents

fréquences, tel que les approximations sont représenté par les basses fréquences et les détails (horizontal, verticale et diagonale) sont les hauts fréquences. La décomposition en ondelette Daubechies de l'image donne une représentation plus parcimonieuse que celle d'ondelette Haar.

Les tableaux suivant ((III.9) et (III.10)) donnent les résultats de reconstruction en utilisant les deux types d'ondelette Daubechies et Haar respectivement. Chaque tableau présente les résultats des critères d'évaluation en fonction du pourcentage des coefficients de la décomposition en ondelette.

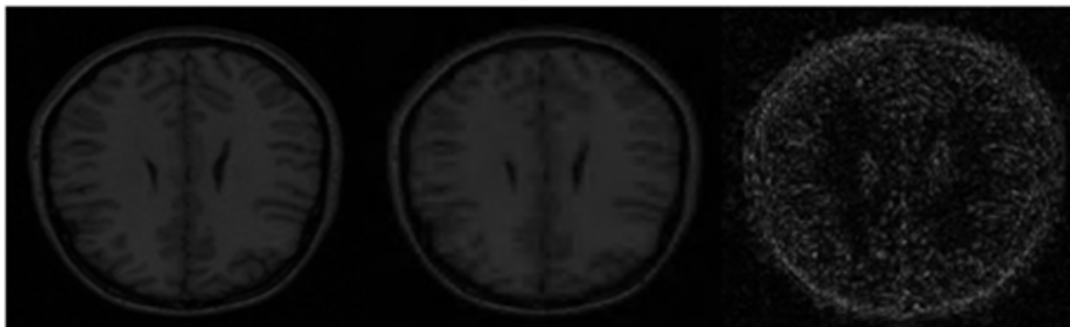
Critère \ pourcentage	10	25	50	75	100
NCC	0.0101	0.0048	0.0016	2.41e-4	3.78e-5
SC	1.0102	1.0048	1.0016	1.0002	1.0001
MSE	0.0037	0.0015	5.02e-4	7.24e-5	6.6e-6
PSNR	72.4	76.47	81.12	89.5297	95.02
SNR	19.9751	23.2	27.87	36.1645	44.22
NAE	0.0902	0.0638	0.0394	0.0158	0.0063

TABLE III.9 – Résultat de la reconstruction par la méthode Sparce (par l'ondelette Daubechies) en fonction de pourcentage des coefficients.

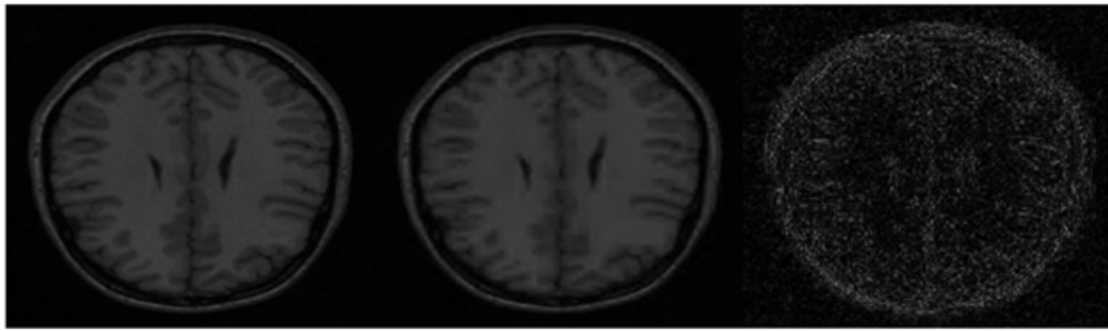
Critère \ pourcentage	10	25	50	75	100
NCC	0.0171	0.0097	0.0041	8.24e-4	1.46e-4
SC	1.0174	1.01	1.0041	1.0008	1.0001
MSE	0.0065	0.0040	8.02 e-4	1.37e-4	2.42e-5
PSNR	70.01	72.09	79.0857	86.74	94.2
SNR	17.66	20.13	23.84	30.83	38.34
NAE	0.1085	0.0832	0.057	0.0286	0.0124

TABLE III.10 – Résultat de la reconstruction par la méthode Sparce (par l'ondelette Haar) en fonction de pourcentage des coefficients.

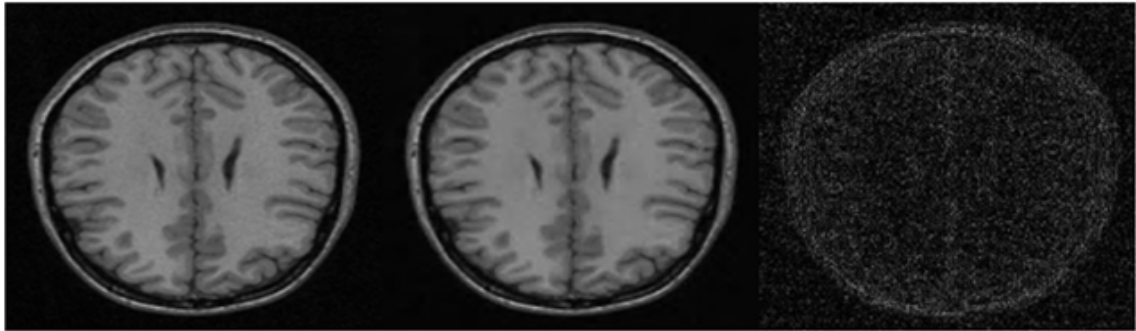
Les deux figure (III.20), (III.21) représentent l'image originale, l'image reconstruite et la différence entre les deux images pour différents pourcentage des coefficients en utilisant l'ondelette Daubechies et Haar respectivement.



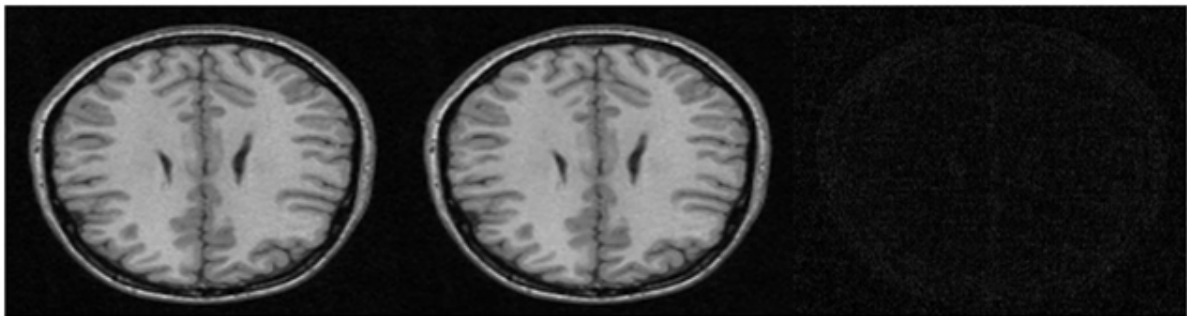
(a)



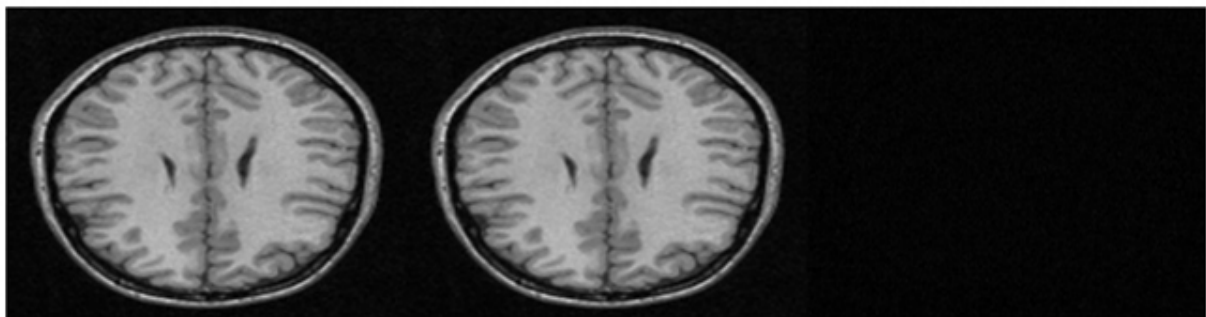
(b)



(c)

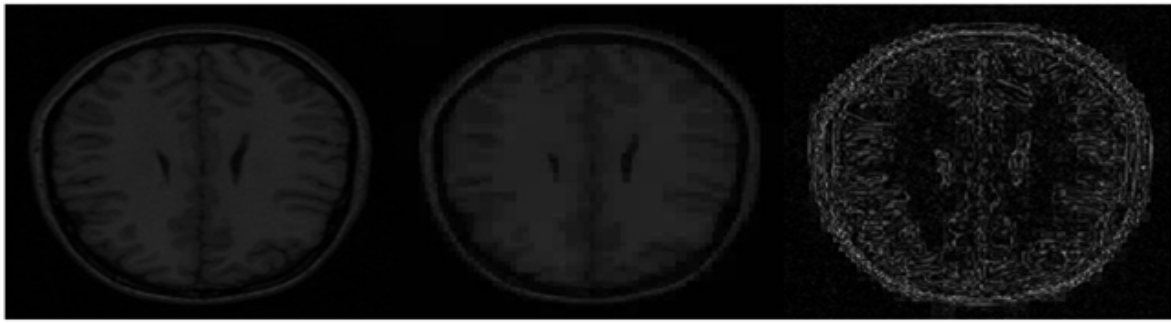


(d)



(e)

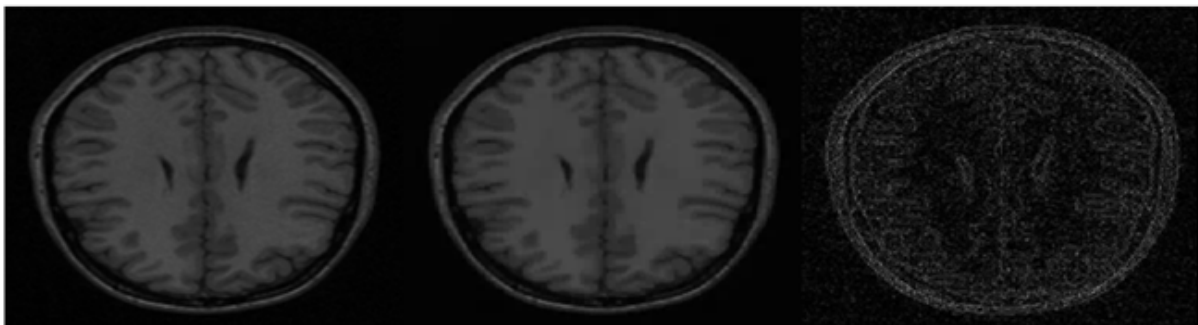
FIGURE III.20 – Images reconstruite par la méthode Sparse en utilisant l'ondelette Daubechies avec : a)0.5%, b)1%, c)2.5%, d)10%, e)25%.



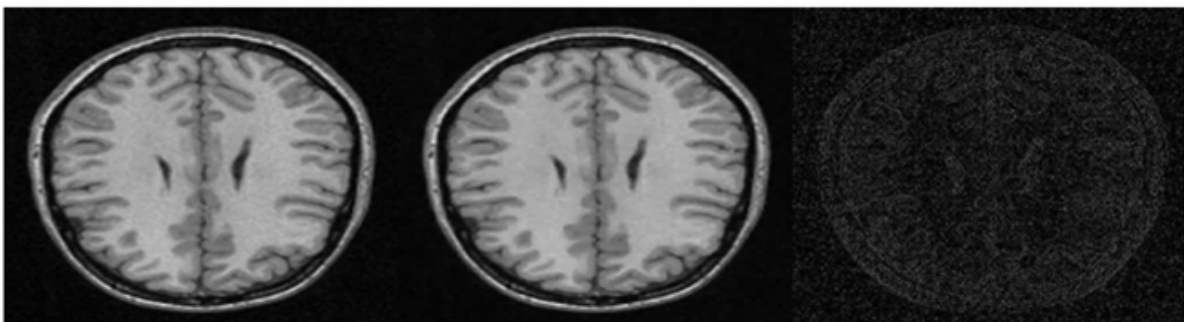
(a)



(b)



(c)



(d)

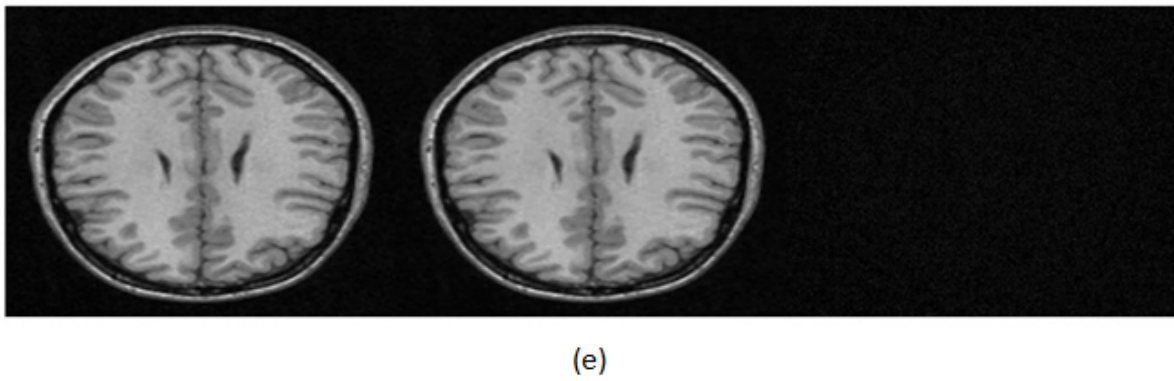
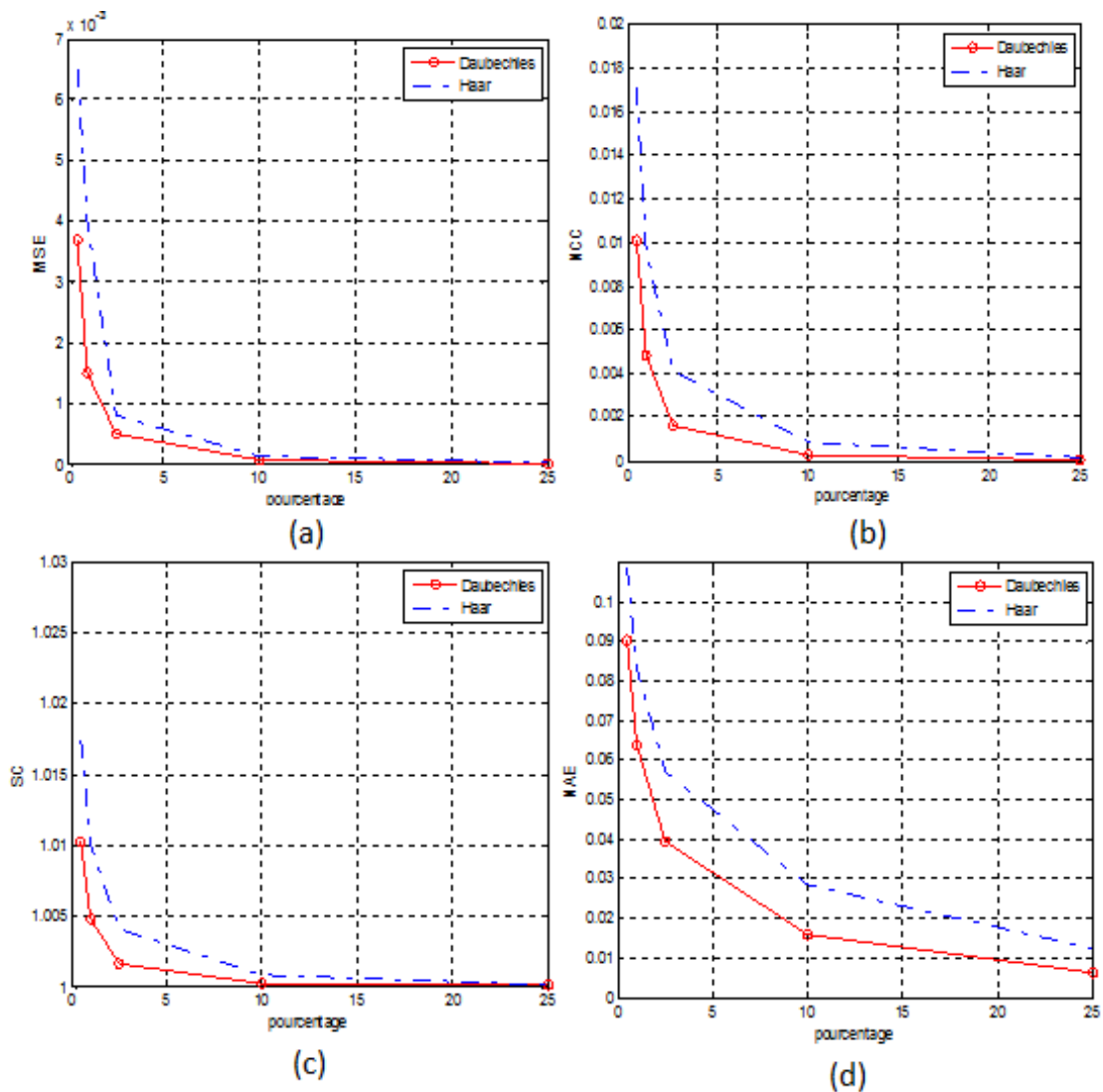


FIGURE III.21 – Images reconstruite par la méthode Sparse en utilisant l'ondelette Haar avec : a)0.5%, b)1%, c)2.5%, d)10%, e)25%.

Pour vérifier l'efficacité de cette méthode, les images reconstruites ont été évaluées par des paramètres donnant une mesure à la qualité de l'image reconstruite. Des graphiques des six paramètres (MSE, NCC, SC, NAE, PSNR et SNR) sont données par la figure (III.22) pour évaluer quantitativement la qualité de la reconstruction de l'image test.



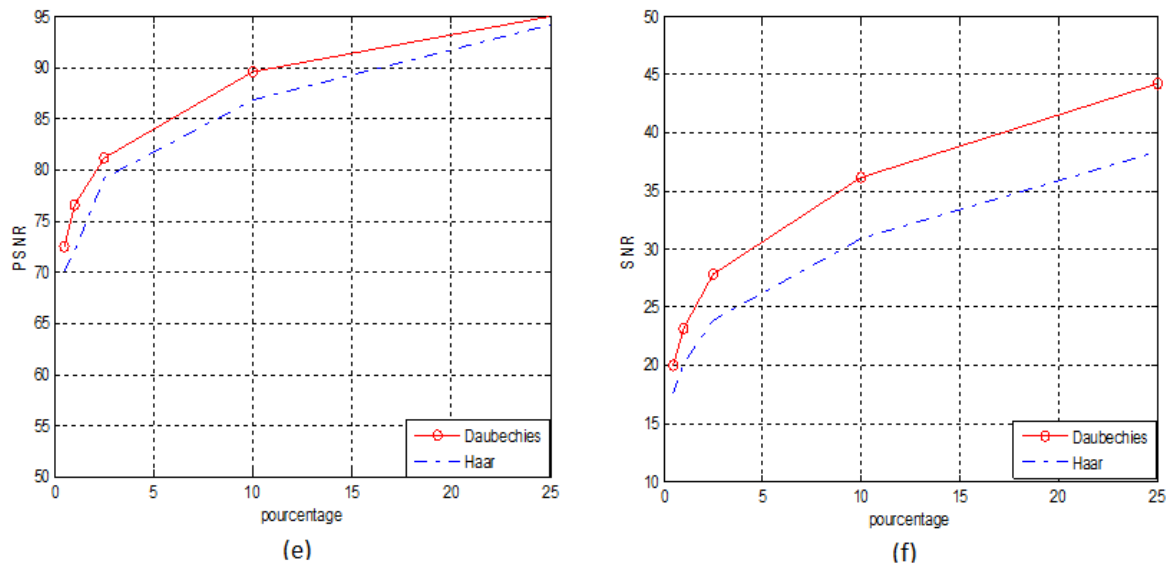


FIGURE III.22 – Variation des critères d'évaluation en fonction de pourcentage des coefficients utilisé pour récupérer l'image. a)MSE, b)NCC, c)SC, d)NAE, e)PSNR et f)SNR.

Les deux figures (III.20), (III.21) illustrent la reconstruction de l'image par la parcimonie (Sparse), la différence entre image reconstruite et image originale montre clairement que la qualité des images reconstruites augmente que le pourcentage des coefficients utilisés augmente pour les deux type d'ondelette.

Les résultats montrent que les paramètres d'évaluation (MSE, NAE, SC et NCC) diminuent rapidement et le signal (PSNR et SNR) augmente significativement quand le nombre des coefficients augmente. Les résultats montrent aussi que l'ondelette Daubechies donne de bons résultats comparant à celle de Haar.

La parcimonie donne des meilleurs résultats même lorsqu'on prend un nombre réduit des coefficients car elle garde seulement les plus grands coefficients ou se concentre l'énergie.

III.3.2 Méthode d'échantillonnage compressé (CS)

La reconstruction d'image par la méthode d'échantillonnage compressé nécessite une représentation parcimonieuse qui donne des informations a priori sur l'image et un échantillonnage aléatoire pour reconstruire l'image.

La représentation parcimonieuse est donnée avec un pourcentage des coefficients de 5% en utilisant l'ondelette « Daubechies ». Les données ont été reconstruites en choisissant un sous échantillonnage aléatoire avec un facteur d'accélération ($R=3$).

Le tableau (III.11) illustre les résultats des critères d'évaluation en variant le nombre d'itérations. Les images reconstruites sont données par la figure (III.23).

Itération \ Critère	10	50	100	150	200
NCC	5.33e-4	5.15 e-4	4.97 e-4	4.82 e-4	4.7 e-4
SC	1.0042	1.0041	1.0041	1.004	1.0039
MSE	0.00462	0.004326	0.00402	0.0037	0.0035
PSNR	71.52	71.80	72.11	72.41	72.764
SNR	32.72	32.87	33.02	33.16	33.278
NAE	0.0544	0.0535	0.0526	0.0518	0.051

TABLE III.11 – Résultat de la reconstruction par la méthode d'échantillonnage compressé en fonction de nombre d'itération.

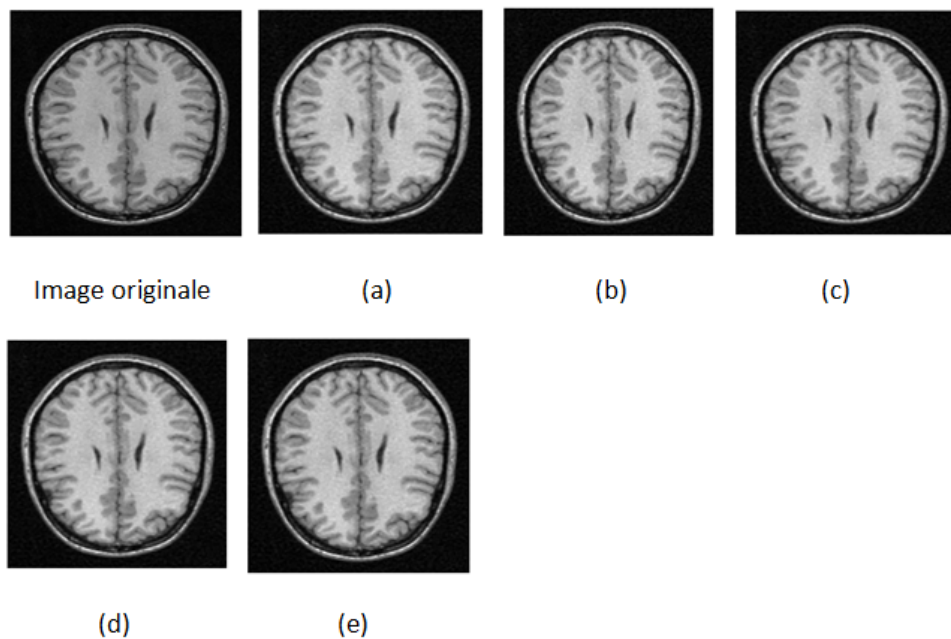


FIGURE III.23 – Images reconstruite par la méthode CS en utilisant l'ondelette Daubechies avec : a)10, b)50, c)100, d)150, e)200 itérations.

D'après les résultats présentés sur le tableau (III.11), nous remarquons une diminution de l'erreur (des valeurs faibles de MSE, NCC, SC et NAE) et une augmentation de PSNR et SNR lorsque le nombre des itérations augmente. La différence est faible de telle façon qu'elle semble négligeable. On peut voir que même avec un nombre réduit de coefficients et d'itérations la qualité de l'image est meilleure (voir figure (III.23)).

On peut conclure que l'algorithme CS permet de résoudre les problèmes très sous échantillonné nécessaire à réduire le temps d'acquisition toute en gardant une bonne qualité d'image.

Les différents paramètres de test montrent que les deux algorithmes Sparce et CS donnent des bonnes résultats.

III.4 Fusion des images TEP-IRM

Pour finaliser notre travail, nous avons pensé à fusionner les deux images (TEP et IRM) du même patient. A partir des différents tests effectués dans ce mémoire, nous avons choisi les meilleures conditions afin d'obtenir une image hybride de bonne qualité. La figure (III.24) (à droite) représente la fusion des deux images TEP et IRM.

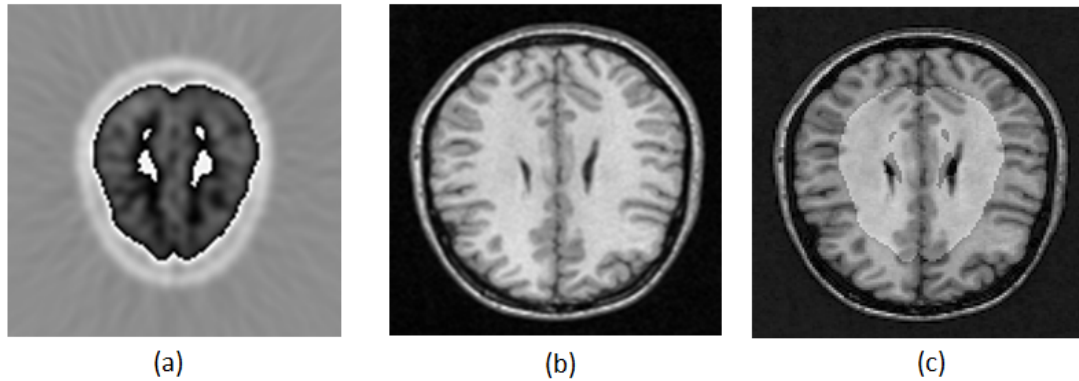


FIGURE III.24 – *Fusion des images : a) Image reconstruite par FBP. b) Image reconstruite par CS. c) la fusion des deux images reconstruites.*

Dans cette partie, nous avons proposé de développer une interface graphique appliquée à la reconstruction des images TEP_IRM.

III.5 Développement d'une interface graphique appliquée à l'imagerie hybride

Dans le but de faciliter l'exécution des applications, et aussi pour rehausser la qualité de notre travail nous avons essayé de regrouper toutes les applications dans une interface réalisée sous Matlab 2013a avec le guide.

Une très simple interface nous permet de traiter le problème de la reconstruction. Nous chargerons les données multi-coupe présentées en 3D provenant d'une part de l'appareil TEP et d'autre part de l'appareil IRM. Des paramètres en entrées peuvent être choisis comme : la coupe à reconstruire, le nombre de projection et le nombre des itérations pour la reconstruction TEP. D'autres paramètres comme le type d'ondelette, le pourcentage des coefficients et aussi le nombre des itérations peuvent être choisis pour la reconstruction IRM. L'interface nous permet aussi de fusionner les deux types d'images reconstruites : TEP-IRM.

III.5.1 Description de l'interface

Nous décrivons les différentes parties élémentaires de l'interface graphique réalisée et nous présentons le rôle de chaque partie ainsi que les résultats de chaque méthode.

Une interface d'accueil représentée par la figure (III.25) qui permet d'accéder aux différentes interfaces décrites par la suite permettant en premier la reconstruction TEP par les deux méthodes analytique (SBP, FBP) et itératives (ART, LS et SART) puis la reconstruction IRM par les deux méthodes qui sont proposées Sparse et compressing sensing

par un simple clic sur les boutons correspondants. Les différentes interfaces permettent de simuler les différentes méthodes de reconstruction en utilisant une image format **minc** et d'étudier la qualité des images reconstruite en évaluant les paramètres de performances (MSE, NCC, NAE, SC, PSNR et SNR). Le bouton **fusion** permet la fusion des deux images reconstruite TEP et IRM.

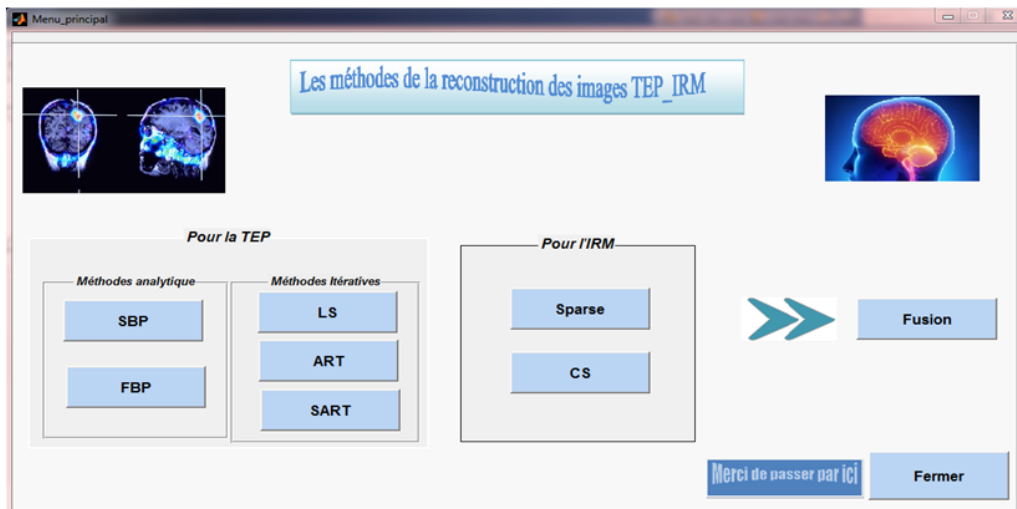


FIGURE III.25 – Interface principale.

les figures (III.26) et (III.27) représentent deux exemples d'interfaces permettant la reconstruction TEP : La première utilise la méthode analytique (SBP) et la deuxième utilise la méthode itérative (LS).

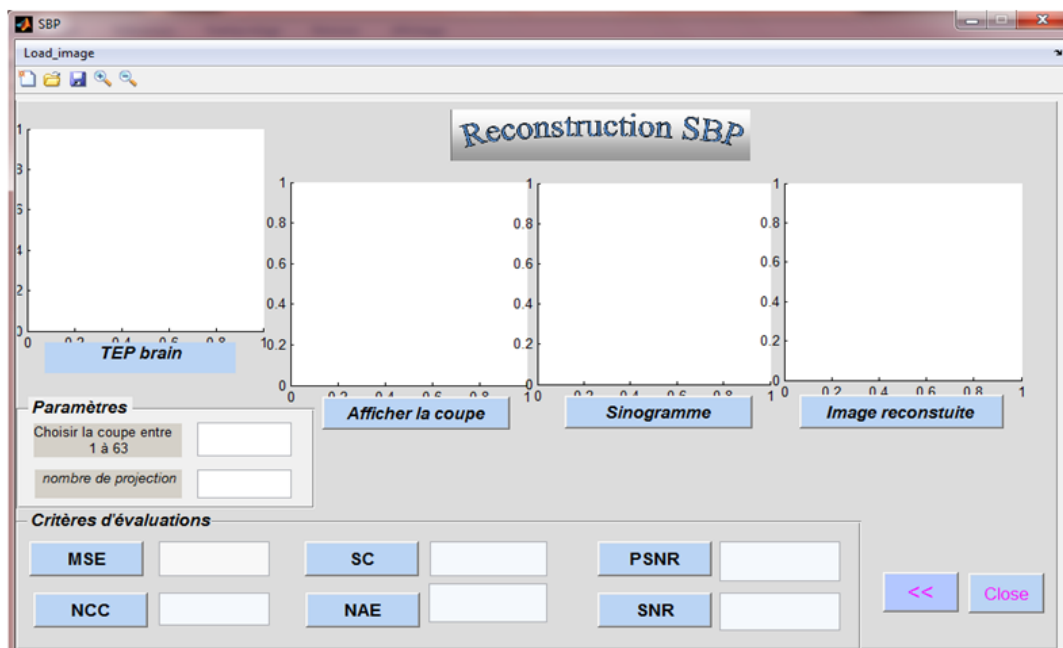


FIGURE III.26 – Interface de la reconstruction SBP.

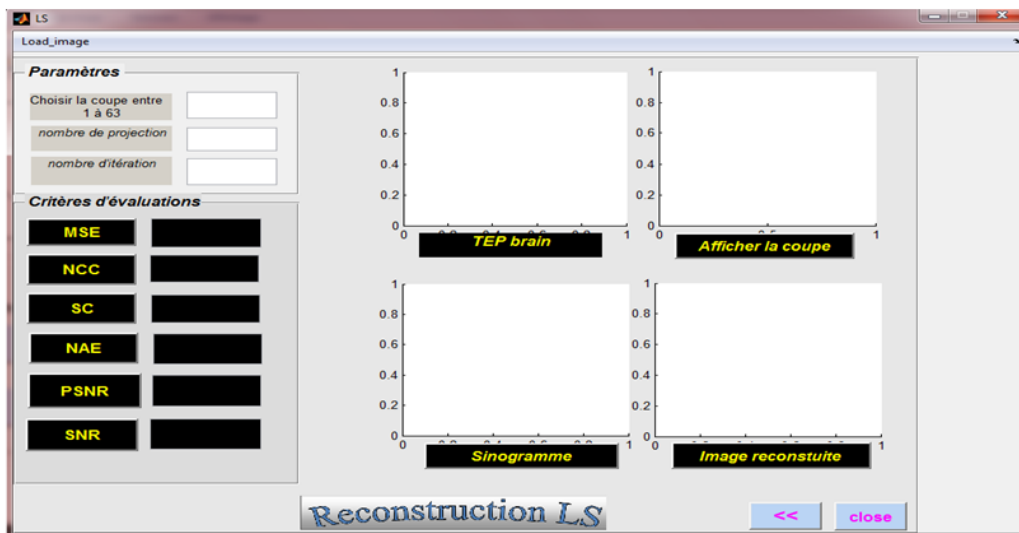


FIGURE III.27 – Interface de la reconstruction LS.

Le menu **Load_image** permet de charger la série de coupes. L'interface nous permet de choisir les paramètres d'entrées comme le choix de la coupe, le nombre de projection et le nombre d'itérations à fin d'afficher le sinogramme et l'image reconstruite. Après la reconstruction des images, un simple clic nous permet d'évaluer la qualité de l'image reconstruite par six paramètres d'évaluation utilisée pendant notre travail.

La figure (III.28) représente une interface permet de reconstruire une image IRM par la méthof de Compressed sensing (CS).

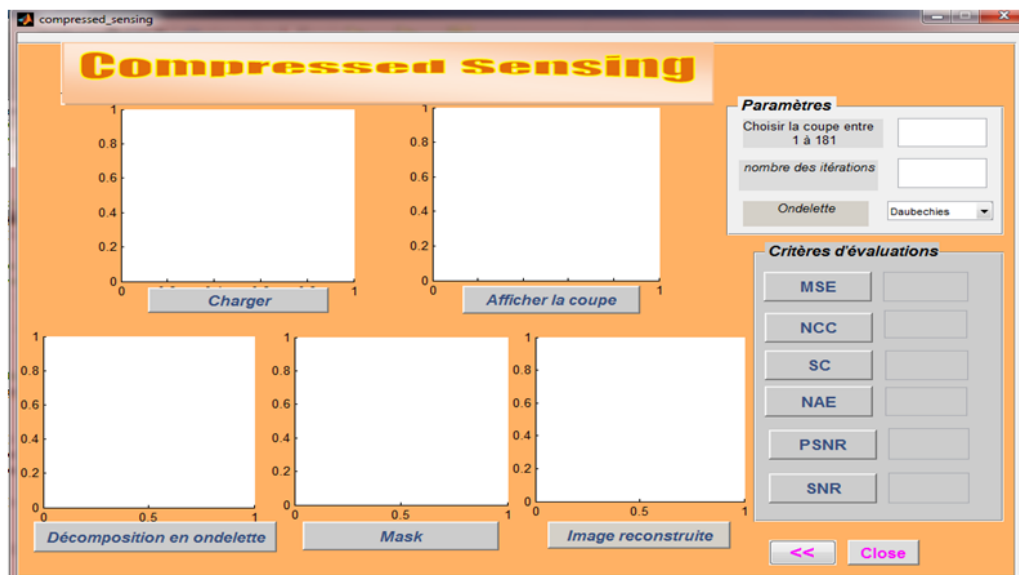


FIGURE III.28 – Interface de la reconstruction CS.

Pour la reconstruction CS, le bouton **charger** permet de charger une séquence de 181 coupes; le bouton **Afficher la coupe** permet de sélectionner une coupe à reconstruire parmi 181 coupes. Le bouton **Décomposition en ondelette** permet d'afficher la parcimonie de l'image en précisant le nom d'ondelette. Un clic sur le bouton **Mask** permet d'accéder au masque de la coupe (le sous échantillonnage aléatoire). En précisant le

nombre des itérations, le bouton **Image reconstruite** permet d'afficher l'image reconstruite par CS. Un simple clic sur les différents boutons **MSE**, **NCC**, **SC**, **NAE**, **PSNR** et **SNR** nous permet d'étudier la qualité des images reconstruites.

III.5.2 Application

Dans cette section, nous avons présenté quelques applications effectuées par notre logiciel pour prouver son bon fonctionnement. Des tests ont été réalisés sur les différentes méthodes utilisées au cours de notre travail voir les figures (III.29, (III.30) et (III.31)).

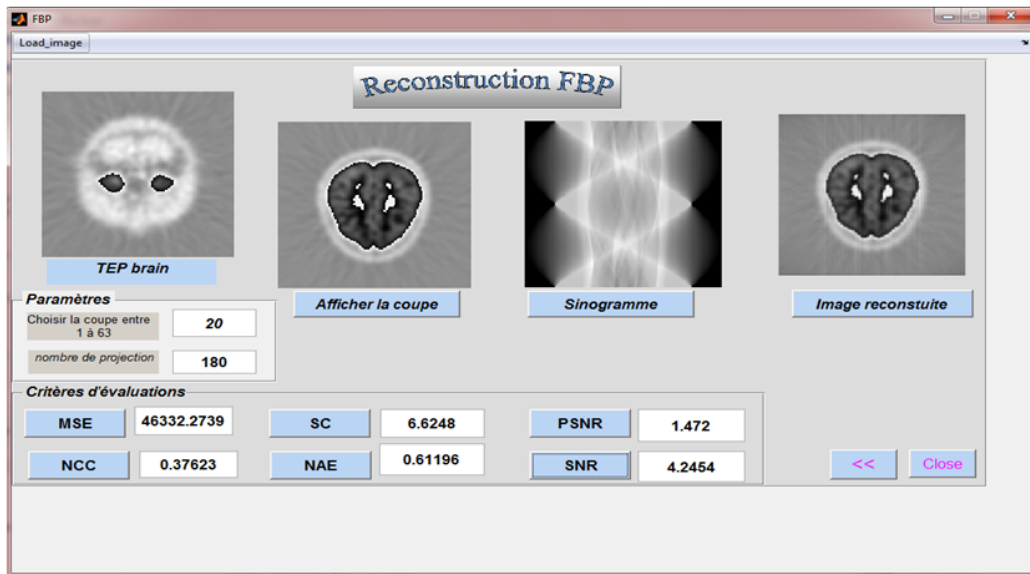


FIGURE III.29 – Interface du résultat de la reconstruction TEP par la méthode FBP.

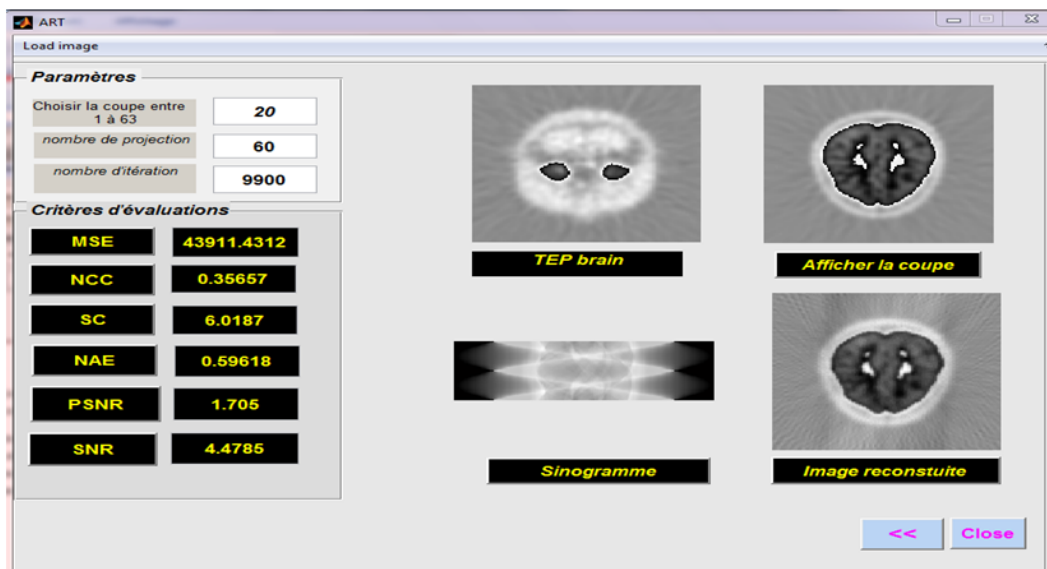


FIGURE III.30 – Interface du résultat de la reconstruction TEP par la méthode ART.

Les figures (III.29) et (III.30) montrent l'exécution des deux interfaces de la reconstruction en utilisant les méthodes FBP et ART respectivement ; on commence par charger

la séquence, ensuite on choisit la coupe à reconstruire (coupe 20) et le nombre de projection, l'interface affiche le sinogramme de la coupe. A partir de ce sinogramme on peut reconstruire l'image, l'image sera reconstruite avec un affiché des résultats de différents paramètres d'évaluations.

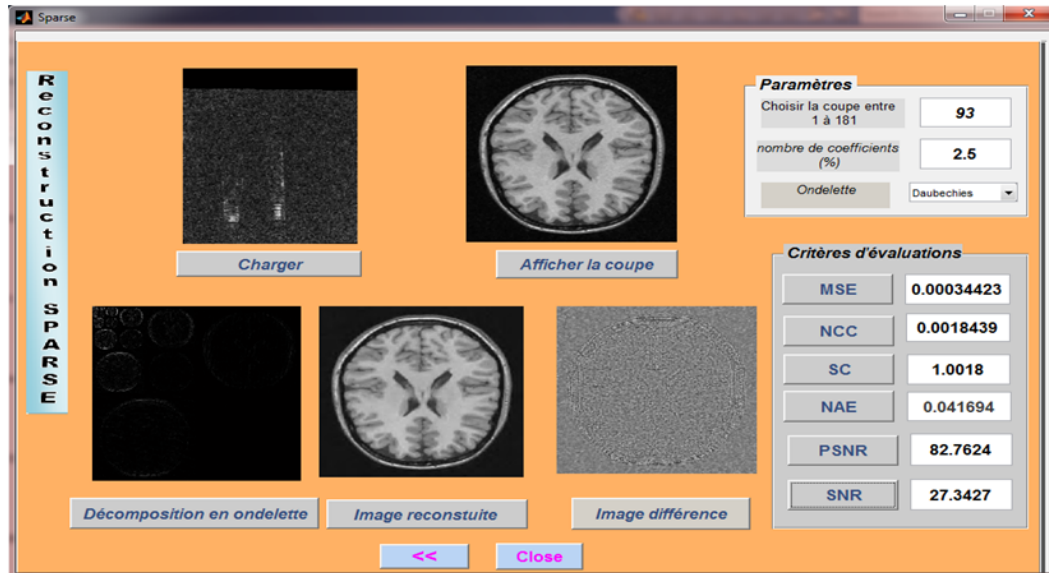


FIGURE III.31 – Interface du résultat de la reconstruction TEP par la méthode SPARSE.

L'interface de la figure (III.31) représente la reconstruction SPARSE, elle permet de reconstruire les images IRM. L'utilisateur peut choisir les paramètres d'entrées optimales en entrée de l'interface comme le choix de la coupe à reconstruire, le pourcentage des coefficients utilisés pour récupérer l'objet et le type d'ondelette. Les sorties de l'interface permettent d'étudier l'image reconstruite de façon qualitative et quantitative. Qualitativement, elle permet d'afficher la différence entre l'image originale et l'image reconstruite. Quantitativement, elle affiche les résultats obtenus par les critères d'évaluation.

III.5.3 Interface de la fusion

Une dernière étape consiste à fusionner les deux types d'image reconstruites : TEP et IRM. L'image TEP est reconstruite par la méthode FBP et l'image IRM est reconstruite par la méthode SPARSE. La fusion entre ces deux derniers est représentée par la figure (III.32).

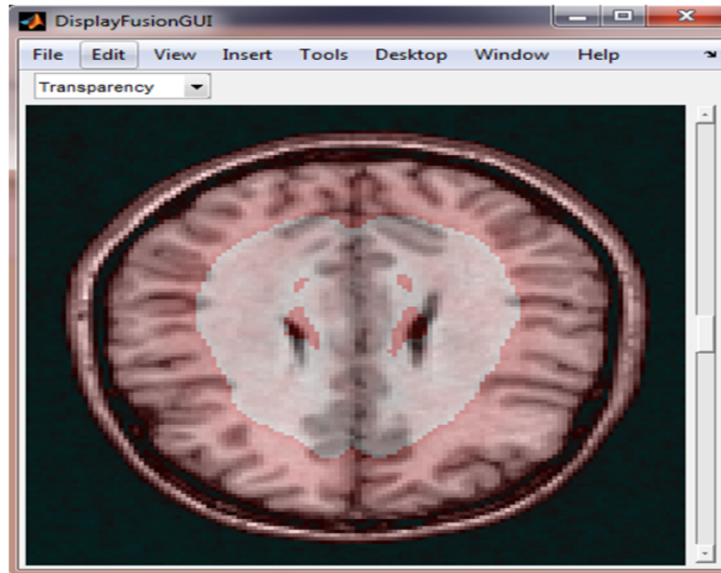


FIGURE III.32 – Interface de la fusion de l'image TEP reconstruite par la méthode FBP et l'image IRM par la méthode SPARSE.

Les résultats obtenus par cette interface prouvent le bon fonctionnement de cette dernière.

III.6 Conclusion

Dans ce travail, nous avons effectué une étude comparative des techniques de reconstruction des images TEP et IRM. Six paramètres de performance sont utilisés pour évaluer la qualité de l'image reconstruite (MSE, NCC, NAE, SC, PSNR et SNR).

Pour la reconstruction des images TEP, les méthodes itératives donnent de bons résultats et une qualité d'image préférable que les méthodes analytique lorsque le nombre des itérations augmentent ; mais cela nécessite un grand temps de calcul.les images reconstruite par SBP sont de nature flou dû aux artefacts en étoile, la FBP supprime ces artefact est assure une bonne qualité d'image avec un temps de calculs très réduit par rapport aux méthodes itérative.

Pour la reconstruction des images IRM, les deux l'algorithme Sparse et Compressed sensing donnent des meilleurs résultats avec une bonne qualité d'image. Le travail est finalisé par la fusion dse deux images reconstruites à fin d'obtenir les images hybride TEP_IRM.

Une interface graphique est développé sous environnement Matlab afin de simuler la reconstruction hybride des images numériques et pour comprendre en mieux le mécanisme de la reconstruction de l'image TEP/IRM.

conclusion générale

Durant ce travail, nous avons abordé une nouvelle technique d'imagerie médicale appelée imagerie hybride. Cette technique couple les deux techniques d'imagerie médicales TEP et IRM dans le but d'obtenir des informations métaboliques et anatomiques sur les images de fusion de TEP/IRM.

Le principe d'acquisition des données TEP est similaire à celui des données TDM (Tomodensitomètre). Les deux techniques sont basées sur la mesure des projections. Cependant, leur nature physique est différente puisqu'on mesure les projections des lieux d'annihilation renseignant sur la distribution du radiotraceur. En TEP comme en TDM, les projections d'une coupe de l'objet sont rangées dans une matrice de deux dimensions appelée sinogramme, chaque valeur du sinogramme est un pixel ou bin représente le nombre d'émissions de photons de 511 keV le long de la LOR considérée. Ces données sont nécessaires pour la reconstruction de l'objet.

Il existe deux familles d'algorithmes de reconstruction tomographique (TEP) : les algorithmes analytiques et itératifs. Les premiers sont basés sur une formule d'inversion de la transformée en rayons X (la transformé de RADON), basée sur le modèle continu d'intégrale le long des lignes de réponse. Au contraire, dans les méthodes itératives, le problème d'inversion est formulé de manière discrète et ne requiert pas l'approximation d'intégrale suivant des lignes de réponses. Ces méthodes modélisent de manière plus réaliste le système d'imagerie en tenant compte du caractère aléatoire de la détection, de l'atténuation de l'objet, des coïncidences diffusées et fortuites. Cependant, le prix à payer pour une telle précision est un temps de calcul beaucoup plus long à cause du processus d'itération.

L'acquisition le rapidement possible des données brutes est l'un des problèmes cruciaux en imagerie par résonance magnétique. Pour diminuer le temps d'acquisition, on peut agir soit sur le temps de répétition TR, soit sur l'espace K directement. Donc ce problème est à la base de la création de différentes techniques de balayages qui est par rapport à l'IRM classique, diminuer le facteur N (nombre d'échantillons). Parmi ces techniques, la représentation parcimonieuse (Sparse) consiste à appliquer une décomposition en ondelette, qui donne une information a priori sur l'image. Un nombre réduit de coefficients permet de reconstruire une image exacte. L'échantillonnage compressé (Compressed Sensing (CS)) est une autre méthode très efficace basé sur la représentation parcimonieuse, elle utilise un sous échantillonnage aléatoire qui donne une information sur l'espace K afin de réduire le temps d'examen.

En passant par des simulations sur ordinateur, nous avons essayé d'étudier les performances des méthodes de reconstruction analytiques (SBP et FBP) et itératives (ART, LS et SART) pour la TEP, aussi les méthodes Sparse et compressed sensing pour l'IRM. L'évaluation de la qualité de l'image reconstruite consiste à calculer des paramètres donnant une mesure à ces images comme le MSE, NCC, NAE, SC, PSNR et SNR. Nous avons constaté que les méthodes itératives présentent un bon PSNR et SNR et un faible MSE, NCC, SC et NAE par rapport aux méthodes analytiques mais nécessitent un grand temps de calcul. Pour la reconstruction IRM les deux approches utilisées donnent des bons résultats.

Dans ce mémoire, nous avons passé par une étude comparative entre les différents algorithmes de reconstruction utilisées en imagerie médicale. Nous avons choisi les méthodes les plus performantes permettant d'assurer une bonne résolution multimodale qui marie la TEP et l'IRM en un seul système montrant la faisabilité de la fusion de ces deux modalités enregistrées en un seul examen.

Bibliographie

[1] **Baakek Touria**, *Segmentation trois dimensions (3D) des Images Médicales. Thèse de Magister en Electronique Biomédical.*

[2] **Von Schulthess GK, TF Hany**. *Imaging and PET-PET/CT imaging. J Radiol. 89(3 Pt 2) :438-47, 2008.*

[3] **Burger C, Goerres G, Schoenes S, Buck A, Lonn AH, Von Schulthess GK**. *PET attenuation coefficients from CT images : experimental evaluation of the transformation of CT into PET 511-keV attenuation coefficients. Eur J Nucl Med Mol Imaging. 2002;29(7) :922-7. Epub. 19 Avril 2002.*

[4] **Felix P. Kuhn**. *TEP/IRM : l'imagerie hybride de l'avenir. Forum Med Suisse. 2012;12(1-2) :11-12.*

[5] **Simon Stute**. *Modélisation avancée en simulations Monte Carlo de tomographie par émission de positons pour l'amélioration de la reconstruction et de la quantification. Thèse de doctora, Ecole Doctorale, Sciences et Technologies de l'Information des Télécommunications et des Systèmes. Le 26 novembre 2010.*

[6] **Awen Autret**. *Amélioration qualitative et quantitative de reconstruction TEP sur plate-forme graphique. Thèse de Doctorat Mention : Maths - STIC (sciences et technologies de l'information et de la communication). le 3 décembre 2015.*

[7] **Julia Nalis**. *Synchronisation respiratoire en Tomographie par Emission de Positons couplée à un Tomodensitomètre : Etude des paramètres d'acquisition et comparaison de deux systèmes de synchronisation. Thèse doctora délivré par l'Université Toulouse III, spécialité : Radiophysique et imagerie médicales. Le 30 octobre 2009.*

[8] **Yannick Grondin**. *Etude de l'échantillonnage en tomographie par émission de positons, Traitement du signal et de l'image, Institut National Polytechnique de Grenoble - INPG, Français. 2008.*

[9] **M. Zacharie Irace**. *Modélisation statique et segmentation d'images TEP. Application à l'hétérogénéité et au suivi de tumeurs, Doctora délivré par : Institut National Polytechnique de Toulouse (INP Toulouse) Discipline ou spécialité : Image, Information et Hypermédia. Le mercredi 8 octobre 2014.*

[10] **O. Dreuille, P. Maszelin, H. Foehrenbach, G. Bonardel et JF. Gaillard**. *Principe et technique de la tomographie par émission de positons (TEP). Article originale, Encyclopédie Médico-Chirurgicale 35-310-A-10. 2002.*

[11] **Nicolas Gac**. *Adéquation Algorithme Architecture pour la reconstruction 3D en imagerie médicale TEP. Doctora délivrer par L'Institut polytechnique de Grenoble Spécialité : « Signal, Image, Parole, Télécom » préparée au laboratoire Gipsa-lab de Grenoble. 17 Juillet 2008.*

[12] **Jacques-Antoine Maisonobe**. *Caractérisation des tumeurs et de leur évolution en TEP/TDM au 18F-FDG pour le suivi thérapeutique*, thèse de doctora délivrer par l'Université PARIS-SUD : STITS Laboratoire Imagerie et Modélisation en Neurobiologie et Cancérologie Spécialité : Physique . Soutenue le 13/12/2012.

[13] **Hervé Boisgontier**. *Détection automatique de changement en IRM de diffusion : Application à la sclérose en plaques*. Thèse Doctorat de l'Université de Strasbourg. Le 8 juillet 2010.

[14] **Calmels Lucie**. *Imagerie fonctionnelle et microscopiques du petit animal orientée vers la cancérologie*, Thèse doctorat de L'université Paris. 2010.

[15] **Maélène Lohézic**. *Reconstructions Adaptatives pour l'Imagerie par Résonance Magnétique des Organes en Mouvement*, Thèse Doctorat en Sciences de l'Université Henri Poincaré, Nancy 1. le 11 octobre 2011.

[16] **Iles Amel**. *Contribution à l'amélioration de méthodes d'acquisitions parallèles appliquées à la reconstruction d'images IRM*, Thèse Doctorat de université de TLEMEN. Décembre 2015.

[17] **Benoît Lelandais**. *Fusion d'informations et segmentation d'images basées sur la théorie des fonctions de croyance : Application à l'imagerie médicale TEP multi-traceurs*, Laboratoire d'Informatique, du Traitement de l'Information et des Systèmes, Ecole doctorale : Sciences Physiques, Mathématiques et de l'Information pour l'Ingénieur Discipline : Physique - Traitement du signal. Le 23 avril 2013.

[18] **Florent Sureau**, *Exploitation de corrélation spatiales et temporelles en tomographie par émission de positons*, Thèse de Doctorat spécialité : physique, Sciences et Technologies de l'Information des Télécommunications et des Systèmes . Le 26 juin 2008

[19] **F. Dubios**. *Reconstruction des images tomographiques par rétroprojection filtrée*, Article CHU Saint Etienne, Revue de l'ACOMEN 1998, vol 4, n2.

[20] **Myriam Servieres**. *Reconstruction Tomographique Mojette*, Thèse de Doctorat l'Ecole Centrale de Nantes et de l'Université de Nantes Spécialité : Automatique et Informatique Appliquée. En 2015.

[21] **Benoit Recur**. *Précision et Qualité en Reconstruction Tomographique : Algorithmes et Applications*, L'UNIVERSITÉ BORDEAUX . Le 29 novembre 2010.

[22] **J. Darcourt, P. M. Koulibaly, O. Migneco**. *Méthodes itératives de reconstruction*, Article revue de l'ACOMEN, 1998, vol.4, n2, Laboratoire de Biophysique et Traitement de l'Image - Université de Nice-Sophia Antipolis Faculté de Médecine - Service de Médecine Nucléaire, Centre Antoine Lacassagne.

[23] **Henri Der Sarkissian**. *Reconstruction Tomographique Mojette*, Thèse Doctora. Le 07 décembre 2005.

[24] <http://www.guillemet.org/irene>.

[25] **Huaiqun Guan, Richard Gordon**. *A projection access order for speedy convergence of ART (algebraic reconstruction technique) : a multilevel scheme for computed tomography, Physics in Medicine and Biology*, page 66. Novembre 1994.

[26] **Peter Gilbert**, *Iterative methods for the three-dimensional reconstruction of an object from projections, Journal of Theoretical Biology*, page 67. Juil 1972.

[27] **Min Jiang, Ge Wang**, *Convergence of the simultaneous algebraic reconstruction technique (SART), IEEE Transactions on Image Processing*, page 68. Août 2003.

[28] **Jérémy Rapin**, *Décompositions parcimonieuses pour l'analyse avancée de données en spectrométrie pour la Santé, Thèse de doctorat Université Paris-Sud Ecole Doctorale STITS*. Le 19 Décembre 2014.

[29] **Si Mohamed Aziz Sbaï**. *Traitement des signaux parcimonieux et applications, Thèse de Doctorat Mention : Sciences et Technologies de l'Information et de la Communication*. Le 20 Novembre 2012.

[30] **Candès EJ, Romberg J, Tao T**. *Robust uncertainty principles : Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information. IEEE Trans. Information Theory 2006 ; 52 : 489-509.*

[31] **Donoho D**. *Compressed sensing. IEEE Trans. on Information Theory 2006 ; 52 : 1289-1306.*

[32] **Haifeng Wang**. *Accelerating MRI Data Acquisition Using Parallel Imaging and Compressed Sensing. These University of Wisconsin Milwaukee UWM Digital Commons*. Décembre 2012.

[33] **Michael Lustig**. *Medical Image Reconstruction. Assignment 6, EE369C, Autumn 2007*. Due Tuesday Nov. 20.

[34] **Michael Lustig, David Donoho and John M. Pauly** . *Sparse MRI : The Application of Compressed Sensing for Rapid MR Imaging. Magnetic Resonance in Medicine 58 :1182-1195*. 2007.

[35] **S. D. Desai, L. Kulkarni**. *A Quantitative Comparative Study of Analytical and Iterative Reconstruction Techniques, International Journal of Processing (IJIP)*. 4(4) :pp. 307-319,. October 2010.

[36] **Zoubeida Messali1, Nabil Chetih, Amina Serir et Abdelwahab Boudjelal**. *A Quantitative Comparative Study of Back Projection, Filtered Back Projection, Gradient and Bayesian Reconstruction Algorithms in Computed Tomography (CT), International Journal of Probability and Statistics 2015, 4(1) : 12-31*. Le 20 Novembre 2012.

[37] **Chetih Nabil , Messali Zoubeida et Serir Amina.** *La Méthode Descente De Gradient Pour La Reconstruction Tomographique Des Images 2D A Rayon-X* publiée par *Journal of Advanced Research in Science and Technology* ISSN : 2352-9989.