



جامعة أبو بكر بلقايد - تلمسان



Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen

Faculté de Technologie

Département de Génie Biomédical

Laboratoire de Recherche de Génie Biomédical

MEMOIRE DE PROJET DE FIN D'ETUDES

Pour l'obtention du Diplôme de

MASTER en GENIE BIOMEDICAL

Spécialité : Signaux et Images en Médecine

Présenté par : BENELHADJ-DJELLOUL HAFIDA et BENAHMED AMINA

FUSION HYBRIDE DES IMAGES MDICALES

Soutenu le 23 mai 2016 devant le Jury

M.	BENSEGHIR Sihem	<i>MCB</i>	Université de Tlemcen	Présidente
Mr	BOUKLI HACENE Ismail	<i>MAB</i>	Université de Tlemcen	Encadreur
M	ILES Amel	<i>MAA</i>	Université de Tlemcen	Examinatrice

Année universitaire 2015-2016

REMERCIEMENT

Louange à dieu le miséricordieux, qui nous a permis d'accomplir ce travail, Avec beaucoup de gratitude et de sincérité, nous remercions notre encadreur Mr BOUKLI HACENE ISMAIL, pour sa présence scientifique et humaine, et l'honneur qu'il nous a fait en acceptant de nous encadrer.

Nos remerciements vont également à Madame BENSEGHIR SIHEM, maitre de conférences de classe B, pour l'honneur qu'il nous a fait pour présider le jury de ce mémoire. Nous remercions ILES AMEL, maitre assistante de classe A, pour avoir accepté d'être l'examinatrice du présent travail. Enfin, un grand merci va à nos familles, à nos proches pour le soutien et l'encouragement qu'ils nous ont apporté tout au long de ce travail.

Dédicace :

Je dédie ce mémoire de fin d'étude à mes chers parents pour leur soutien moral et matériel,

Leurs engagements, et leurs encouragements, que dieu vous garde et vous protège.

A la mémoire de mes grandes mères, mon grand père, et mon oncle

A mon binôme: Benahmed amina et sa noble famille

A mon cher frère :Hocine,

A mes chères sœurs : Fatiha, Fatima, Khadidja , El-Batoule.

A mes neveux et nièces: Amin, Ilyes, Rama Tasnim et Sondoss Hadile

A toutes mes chère amies : sarah, sory, fatima, fatima, sara, houria.

A mes oncles et mes tantes.

A tous les étudiants de ma promotion.

A tous les étudiants de Génie Biomédicale.

A toute la famille BENELHADJ-DJELLOUL.

A mon futur Homme.

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

Benelhadj-djelloul Hafida

Dédicace :

Je dédie ce travail en premier lieu à mes parents qui méritent pleinement

Leurs noms en haut de cette page:

A monsieur et madame BEN AHMED.

A mes chères sœurs: SOUMIA et AICHA

A mes chers frères: YUCEF, ZAKARIA et ILIASSE

A mes oncles et ses fils, et mes tantes et ses fils

A toute ma famille

A Mon binôme HAFIDA, pour son sérieux.

A Tous mes amis : SORI, SARA, FATIMA, HORIA

Je dédie également ce travail à l'ensemble des enseignants et étudiants relevant du département de Génie Biomédicale, sans oublier mes propres professeurs et

mes camarades de la promotion SIM sortante.

A tous ceux que j'ai oubliés et qui me sont chers.

BEN AHMED AMINA

Liste des figures :

Figure 1.1 : Exemple des coupes Scanner.....	4
Figure 1.2 : Exemples des coupes TEP	5
Figure 1.3 : Exemples des coupes IRM.....	6
Figure 1.4 : les niveaux de traitement de la fusion.....	7
Figure 1.5: comparaison entre deux TEP	10
Figure 1.6: exemples de fusion multimodale IRM/TEP.....	11
Figure 1.7 : fusion des données images avec un sujet réel.....	12
Figure 1.8 : les modèles utilisés (a)image atlas IRM, (b) Template SPECT.....	13
Figure 1.9 : la fusion par la transformée en ACP	17
Figure 1.10 : processus de fusion par IHS	18
Figure 1.11 : processus de fusion par DWT.....	19
Figure 1.12 : Fusion par ondelette d'images de différentes tailles.....	20
Figure 1.13 : processus de fusion par les méthodes coopératives.....	21
Figure 2.1 : schéma de décomposition 1D d'un signal S par DWT	29
Figure 2.2 : schéma de reconstruction 1D d'un signal par DWT.....	30
Figure 2.3 : schéma de décomposition et de reconstruction 2D par la DWT.....	31
Figure 2.4 : la représentation en ondelette tandis que la représentation en X-let	32
Figure 2.5: schéma de la décomposition en contourlette	35
Figure 2.6 : la répartition fréquentielle de la NSCT.....	35
Figure 2.7 : schéma de décompositions non sous-échantillonnées	36
Figure 2.8: bancs de filtres directionnelles non sous-échantillonnées	37

Figure 2.9 : schéma complet de la décomposition par la NSCT	37
Figure 2.10 : processus de la fusion par la NSCT	38
Figure 2.11 : Mise en correspondance neurone biologique / neurone artificiel	39
Figure 2.12 : Différents types de fonctions de transfert pour le neurone artificiel	40
Figure 2.13 : Architecture d'un perceptron mono couche	41
Figure 2.14 : architecture multicouche.....	41
Figure 2.15: structure d'un PCNN	43
Figure 2.16 : l'algorithme de la fusion d'image par NSCT-FS-PCNN.....	46
Figure 3.1 : couple(G) utilisé pour la détermination de type d'ondelettes, (a) IRM, (b) PET51	
Figure 3.2: les différents couples d'images (mono- et multi- modale) utilisés.....	53
Figure 3.4 : fusion avec différent niveaux de décomposition	55
Figure 3.5: représentation en bâton de la fusion de Couple A par les différentes méthodes	58
Figure 3.6: représentation en bâton de la fusion de Couple B par les différentes méthodes	58
Figure 3.7: représentation en bâton de la fusion de Couple C par les différentes méthodes	58
Figure 3.8: représentation en bâton de la fusion de Couple D par les différentes méthodes	58
Figure 3.9: représentation en bâton de la fusion de Couple E par les différentes méthodes	59
Figure 3.10: représentation en bâton de la fusion de Couple F par les différentes méthodes	59
Figure3.11: représentation en bâton de la fusion de Couple G par les différentes méthodes	59
Figure 3.12: fusion de Couple A par la méthode hybride et la méthode basée sur IHS	63
Figure 3.13: fusion de Couple B par la méthode hybride et la méthode basée sur IHS.....	63
Figure 3.14: fusion de Couple C par la méthode hybride et la méthode basée sur IHS.....	63
Figure 3.15: fusion de Couple D par la méthode hybride et la méthode basée sur IHS	63
Figure 3.16: fusion de Couple E par la méthode hybride et la méthode basée sur IHS	64
Figure 3.17: fusion de Couple F par la méthode hybride et la méthode basée sur IHS	64
Figure 3.18: fusion de Couple G par la méthode hybride et la méthode basée sur IHS	64

Figure 3.19 : la moyenne des méthodes implémentées en fonction des paramètres d'évaluation.....65

Figure 3.20: la moyenne de paramètres de la fusion des Couples par les différentes méthodes 66

Figure 3.21 :fusion (*IRM/TEP*), comparaison visuelle entre les méthodes implémentées (a) fusion par IHS, (B) fusion par DWT, (C) fusion par DWT +IHS, (d) fusion par NSCT, (e) fusion par NSCT +IHS, (f) fusion par NSCT+*FS+PCNN*, (g) fusion par NSCT+*FS+PCNN* +IHS 67

Figure 3.22 :fusion (*TDM/IRM*), comparaison visuelle entre les méthodes implémentées (a) fusion par IHS, (B) fusion par DWT, (C) fusion par DWT +IHS, (d) fusion par NSCT, (e) fusion par NSCT +IHS, (f) fusion par NSCT+*FS+PCNN*, (g) fusion par NSCT+*FS+PCNN* +IHS 68

Liste des tableaux :

Tableau 3.1 : la famille daubechies	51
Tableau 3.2 : la famille Symlet	52
Tableau 3.3 : la famille Reverse Biorthogonal	52
Tableau 3.4 : la famille Coiflets	52
Tableau 3.5 : l'ondelette discret de meyer	52
Tableau 3.6: les résultats des 5 ondelettes testées sur 7 couples d'images	54
Tableau 3.7 : la moyenne des différents couples d'images (choix d'ondelettes).....	55
Tableau 3.8 : les résultats des quatre méthodes testées sur 7 couples d'images	57
Tableau 3.9 : les résultats de la fusion par (NSCT), (NSCT + IHS), (NSCT-SF-PCNN) et ((NSCT-SF-PCNN) +IHS)	62
Tableau 3.10: La moyenne des différents couples d'images (choix de méthodes)	67

Table des matières

Remerciement

Liste des figures

Liste des tableaux

Liste des acronymes

Introduction générale

Chapitre 1 : Fusion d'image médicale

1. Introduction	2
2. L'imagerie médicale	2
2.1. Définition.....	2
2.2. Imagerie anatomique ou structurale	2
2.3 Imagerie fonctionnelle.....	3
2.4. Les modalités d'Acquisition de l'imagerie cérébrale	3
2.4.1. La Tomodensitométrie (TDM)	3
2.4.2. La Tomographie par Emission de Positron (TEP).....	4
2.4.3. L'imagerie par résonance magnétique (IRM)	5
3. La fusion des images	6
3.1. Définition de la fusion	6
3.2. Les approches de la fusion.....	6
3.3. La nécessité de la fusion.....	7
3.4. Domaines d'application.....	8
3.4.1. Imagerie aérienne et satellitaire	8
3.4.2. Imagerie médicale.....	8
3.4.3. Imagerie industrielle	13
3.5. Processus de la fusion.....	13
3.5.1. Les étapes avant la fusion	13
3.5.2. Utilisation des Algorithmes	16
4. Etat de l'Art.....	16
4.1. Les Méthodes de type Statistique /Numérique	16
4.2. Méthode dite des couleurs relatives	17
4.3. Les méthodes basées sur les algorithmes pyramidaux.....	18
4.4. Les méthodes multi résolutions et directionnelles.....	18

4.5. Les méthodes coopératives	20
4.6. Fusion par filtre collecteur Adaptive	22
4.7. Fusion hybride d'images en utilisant la transformé en curvelet et la transformé en ondelette	22
4.8. Fusion hybride d'images en utilisant le filtre gaussien, transformée en ondelette et le filtrage par la transformée en curvelet	22
6. Conclusion	23

Chapitre 2 : la fusion hybride des images médicales

1. Introduction	24
2. La géométrie des images	24
3. La transformée en ondelettes	25
3.1. Transformée en ondelettes continue (CWT)	25
3.2. Transformée en ondelettes discrète DWT	26
3.3. Analyse multi-résolution associé aux ondelettes	28
3.4. Algorithme de l'analyse multi-résolution	28
3.5. Succès et échecs des bases d'ondelettes	31
4. X-let	31
5. la transformée en contourlette non sous échantillonnée	32
5.1. Vers la transformée en contourlette	32
5.2. La Transformée en Contourlette	33
5.3. Phénomène de Pseudo Gibbs	34
5.4. La transformée en contourlette Non sous-échantillonnée	34
5.4.1. Pyramide non-sous-échantillonnée	35
5.4.2. Banc de filtres directionnels non-sous- échantillonnés	36
5.5. Le processus de la fusion par la NSCT	37
6. réseaux de neurones à impulsion couplée (PCNN)	38
6.1. Le neurone formel	38
6.2. Les Réseaux de neurones	39
6.2.1. La Structure d'interconnexion de neurones	39
6.2.2. Algorithme d'apprentissage	41
6.3. Les modèles impulsionnels de réseaux de neurones	43
6.3.1. Réseaux de neurones à Impulsion couplés (PCNN)	43
6.3.2. Le PCNN dans la fusion d'image	43
7. La méthode hybride de la fusion d'image par la NSCT- SF – PCNN	44

7.1. L'algorithme de la méthode NSCT- SF – PCNN	45
8. La qualité de fusion.....	47
8.1. Analyse visuelle	47
8.2. Analyse quantitative.....	48
9. Conclusion	49

Chapitre 3 : Implémentation et résultats

1. Introduction.....	50
2. Implémentation des ondelettes sous matlab.....	50
3. L'implémentation de NSCT sous Matlab	56
4. L'implémentation de la méthode NSCT- SF – PCNN sous matlab.....	61
5. Interprétation des résultats	68
6. Conclusion.....	71

LISTE DES ACRONYMES

CT: Computed Tomography

IRM : Imageries par Résonance Magnétique

TEP : Tomographie par Emission de Positron

SPECT : tomographie par émission mono-photonique

DWT: Discrete Wavelet Transform

MSD: multi scal decomposition

DWT : Discret Wavelet Transform

CWT: Continuous Wavelet Transform

NSCT: non sub-sampled contourlet transform

PCNN: pulse coupled neuron network

SF: spatial frequency

HSV: Hue Saturation Value

RVB: Rouge Vert Bleu

HIS: Intensity Hue Saturation

IE: Information Entropy

CC: Coefficient de Corrélacion

MI : Mutuel Information

STD: Standard Deviation

RESUME :

Le Diagnostic et le traitement des maladies exigent des informations précises obtenues par le biais de diverses modalités d'imagerie médicales telles que la tomomodensitométrie (CT), la tomographie par émission de positons (TEP) et l'imagerie par résonance magnétique (IRM), etc. Souvent, ces techniques donnent des informations qui sont incomplètes et ambiguës. Dans ce scénario, La fusion des images médicales est utilisée pour améliorer la qualité des images en combinant deux ou plusieurs images de la même scène, obtenue à partir de différentes techniques en une seule image fusionnée. L'image résultante sera plus instructive que l'une des images d'entrée.

Différentes techniques et algorithmes ont été développées au sein de cet études (Transformée en ondelette, Transformée en contourlette , Transformée en IHS , ..)

Dans ce travail nous avons présentées Une nouvelle technique de la fusion hybride des images médicales basé sur la transformée en contourlette non sous échantillonnée (NSCT) avec le réseau de neurones à impulsion couplée (PCNN) et la fréquence spatiale (SF).

Les résultats obtenus montrent une meilleure qualité d'image fusionnée, plus particulièrement dans les contours qui sont lisses et assimilées et de texture qui est très claire.

Mot clés : fusion hybride, imagerie médicale, ondelette, NSCT, PCNN, SF, IHS

Abstract:

The diagnosis and treatment of diseases require accurate information obtained through various modalities of medical imaging such as computed tomography (CT), Positron Emission Tomography (pet) and magnetic resonance (MRI), etc. Often, these techniques provide informations which is incomplete and ambiguous. In this scenario, the fusion of images is used to improve the quality of the images by combining two images or more of the same scene, obtained from different techniques into a single image. The resulting image will be more informative than either of the input images.

Different techniques and algorithms have been developed in this study (Wavelet transformed, contourlet transformed, IHS transformed...)

In this work we are presented a technique for the hybrid fusion of medical images based on the Non Sampled Contourlet Transformed (NSCT) with the Pulse Coupled Neural Network (PCNN) and spatial frequency (SF).

The results obtained show a better quality of the fusioned image. Especially in the contours that are smooth and assimilated and texture that is very clear.

Keywords: hybrid fusion, medical imaging, ondelet, NSCT, PCNN, SF, IHS

الملخص:

تشخيص و علاج الأمراض يتطلب دقة المعلومات و التي يتم الحصول عليها من خلال طرائق مختلفة للتصوير الطبي مثل التصوير المقطعي و التصوير المقطعي بالبوزيتون و التصوير بالرنين المغناطيسي... إلخ, في كثير من الأحيان هذه التقنيات توفر معلومات ناقصة و غامضة.

في هذا السيناريو يتم استخدام دمج الصور المتحصل عليها من مختلف هذه التقنيات لتحسين جودة الصور الطبي عن طريق الجمع بين صورتين أو أكثر للمشاهد نفسه, هذه الصورة الناتجة تكون أكثر إفادة من أي من الصور المدخلة, خوارزميات وتقنيات مختلفة قد وضعت في إطار هذه الدراسة (تحويل المويجات, تحويل إلى كونتورلات, تحويل إلى IHS) في هذا العمل نقدم نهجاً جديداً للدمج الهجين للصور الطبية استناداً إلى تحويل إلى كونتورلات غير نصف مجزأة و الشبكة العصبية ذات ذبذبة مزدوجة و FS النتائج المحصل عليها تظهر نوعية جيدة للصورة المدمجة, خصوصاً في محيط الصورة و الذي يظهر ذو نسيج سلس و واضح جداً.

مفاتيح البحث: الدمج الهجين, التصوير الطبي, المويجات, IHS, SF, PCNN, NSCT

INTRODUCTION GENERALE :

L'imagerie médicale est un ensemble de technique permettant de visualiser une partie de corps humain ou d'un organe et d'en conserver une image .Elle a pour objectif d'aider dans le diagnostic, de guider un geste thérapeutique, tel qu'une ponction, ou de suivre à moyen terme les résultats d'un traitement. Ces dernières années, l'imagerie médicale connaît une évolution spectaculaire aussi bien au niveau du développement des techniques de production qu'au niveau de leur utilisation. En même temps, La médecine et la chirurgie ne cessent d'évoluer, ceci est encore plus vrai depuis une dizaine d'années avec l'irruption de la machine dans le diagnostic. Certes le médecin demeure lecture et arbitre, mais c'est informatique qui relève l'anatomie .on peut désormais accéder à de nombreuses images et informations par l'intermédiaire de l'imagerie médicale. On aurait ainsi les informations de plusieurs analyses en une image. C'est l'objet de notre projet, on veut fusionner les informations que vont nous fournir une IRM (imagerie a résonance), un scanner et une TEP (tomographie d'Emission positron) ; pour cela on se réduira à l'étude des images cérébrales. Pour réaliser cette étude, il faudra tout d'abord recalcr les images qui n'auront pas les mêmes tailles et résolutions du fait qu'elles proviennent de différentes sources, ceci dans le but de pouvoir les superposer, Et enfin on pourra réaliser la fusion des informations ,Cette fusion devrait donner une image de synthèse possédant le maximum d'information issues de toutes les sources ,D'après Bloch : "la fusion d'informations consiste à combiner des informations issues de plusieurs sources afin d'améliorer la prise de décision" Notre projet porte sur l'étude des méthodes de fusion d'images médicales et plus particulièrement des méthodes dites de « bas niveaux ».

Dans ce projet, Le premier chapitre, va s'articuler en deux parties, dans un premier temps on présentera l'imagerie médicale, avec les principales modalités d'imagerie médicales qui seront évoquées tout au long de ce mémoire, puis nous abordant la fusion d'images et son utilisation dans le domaine du traitement de l'image, Dans le deuxième chapitre on présentera les trois méthodes qui sont utilisées dans ce travail, basé sur la transformée en DWT, la transformée en contourlettes non sous-échantillonnée (NSCT) et PCNN(le réseau de neurone à impulsion) et la FS (fréquence spatiale) ainsi que des méthodes coopérative (IHS); et par La suite de ce chapitre on présentera la fusion hybride, dans le dernier chapitre nous finirons par l'implémentation de la fusion hybride sur les images cérébrales

CHAPITRE I : FUSION D'IMAGE

MEDICALE

1. INTRODUCTION

Au cours d'une étude clinique ou de l'établissement d'un diagnostic, de nombreuses sources d'informations sont mises à la disposition du clinicien : différentes modalités d'imagerie, et différents outils servant à mieux étudier la structure ou la pathologie. Le clinicien doit effectuer la synthèse de ces différentes informations afin de réaliser un diagnostic et ou un traitement précis et fiable. Toutefois, cette synthèse peut être longue, fastidieuse et reste très dépendante de l'opérateur qui s'en charge. Dans ce cadre, la fusion d'image apparaît comme un nouvel outil d'aide au diagnostic ; facilitant la tâche au médecin en lui procurant un outil informatique de fusion plus simple que la fusion mentale.

Donc, Ce chapitre va s'articuler en trois parties, dans un premier temps on présentera L'imagerie médicale avec ses différentes modalités, puis nous aborderons la fusion d'image et ses différentes approches et nous finirons par l'état de l'art concernant les travaux sur la fusion.

2. IMAGERIE MEDICALE :

2.1. Définition:

L'imagerie médicale est un ensemble des techniques permettant de visualiser une partie du corps humain ou d'un organe en 2 ou 3 dimensions sans l'opérer. Et aussi représente une méthode unique permettant de visualiser des processus biologiques au sein même des organismes vivants, de manière non invasive. Elle est essentielle à la compréhension de leur physiologie et de leurs pathologies afin de mieux les diagnostiquer, les pronostiquer et les soigner. [1]

2.2. Imagerie anatomique ou structurale

Les premiers outils développés utilisent les rayons X pour la radiographie médicale. Dès décembre 1895, W. C. Röntgen, découvreur des rayons X, réalise une première radiographie de la main de sa femme. Cette technique met en œuvre la capacité des rayons X à traverser le corps humain en étant plus ou moins absorbés selon la nature des tissus traversés (les os étant plus opaques et les muscles plus transparents). Ce type de rayonnement permet donc d'effectuer des radiographies afin, par exemple, détecter une fracture ou des tissus endommagés par une maladie (par exemple, radiographies pulmonaires).[2]

L'imagerie anatomique regroupe la tomodensitométrie [TDM], la mammographie et la radioscopie. Par la suite, la découverte de la résonance magnétique nucléaire (RMN) a permis des avancées technologiques significatives dans le domaine de l'imagerie par résonance magnétique (IRM). [1]

2.3. Imagerie fonctionnelle :

Imagerie fonctionnelle qui ne s'intéresse guère à la structure des organes, mais à leur fonctionnement, elle regroupe la scintigraphie, IRM f (IRM fonctionnelle) et la tomographie par émission de positons [TEP]. [3]

Nous allons maintenant présenter les modalités d'Acquisition de l'imagerie cérébrale (TDM, IRM et la TEP) sur lesquelles on basera notre étude.

2.4. Les modalités d'Acquisition de l'imagerie cérébrale

2.4.1. La Tomodensitométrie (TDM) :

La tomodensitométrie date de 1963 pour son élaboration théorique avec A.M.Cormack. en 1971, G.M.Hounsfield décrit une nouvelle technique d'imagerie médicale qu'il nomme « computerized transverse axial scanning », traduit en français en « scannographie » ou encore « tomodensitométrie », « scanner » en langage courant, et réalise le premier scanner crânien en hôpital [4].

La tomodensitométrie (TDM), utilise des rayons X, comme la radiographie standard La TDM donne des images en coupes du corps humain et une représentation des tissus mous, ce que ne permet pas la radiographie. On voit ainsi avec précision les différents organes [5]. En termes simples, repose sur des milliers de Radiographies du patient, prises sous divers angles. Dans les systèmes de TDM les Plus courants, un tube à rayons X et un détecteur tournent simultanément autour D'une partie du corps du patient tout en prenant des clichés. Lors du traitement de L'image, tous les plans d'acquisition sont compilés afin de reconstruire la coupe à visualiser. Ce processus est répété pour différentes zones de l'organisme, ce qui Donne une pile de coupes axiales en 2D du corps du patient. Des techniques avancées D'acquisition de données et de traitement informatique peuvent servir à produire un Éventail d'images, notamment des perspectives 3D. [6] La tomodensitométrie donne une image très correcte de presque tous les tissus, plus particulièrement au niveau de la tête (cerveau, sinus...), du thorax, de l'abdomen, du rachis. Elle repère des anomalies qui ne sont pas visibles sur les radiographies standard ou à l'échographie : infections, hémorragie, kystes, tumeurs, ganglions. Elle étudie très bien

les tissus durs, notamment les os. Elle permet enfin de guider des ponctions d'organes profonds, évitant une intervention chirurgicale [7].

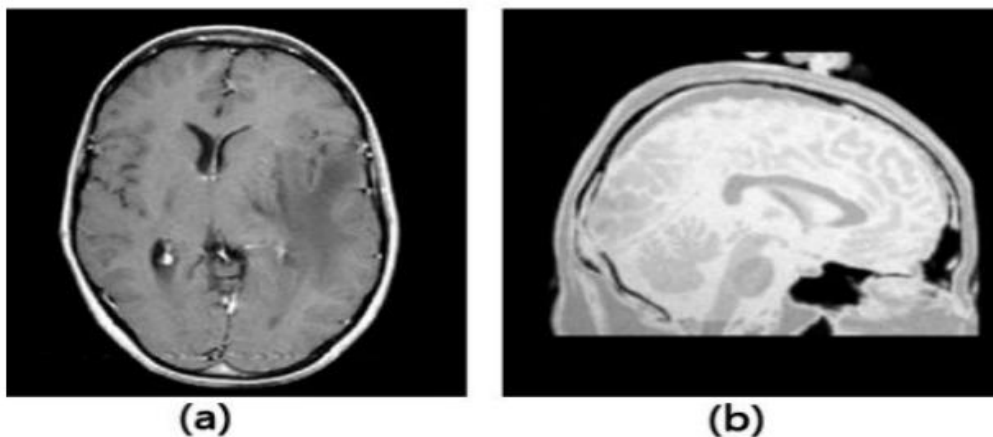


Figure 1.1 : Exemple des coupes scanner, (a) coupe axiale (b) coupe sagittale

2.4.2. La Tomographie par Emission de Positron (TEP) :

La tomoscintigraphie par émission de positons (TEP), dénommée PET ou PET scan pour « positron emission tomography » en anglais, est une méthode d'imagerie médicale permet de mesurer l'activité métabolique ou moléculaire d'un organe grâce aux émissions produites par les positons issus d'un produit radioactif injecté au préalable.

La TEP consiste à administrer par voie intraveineuse une molécule marquée avec un isotope radioactif afin de suivre, par détection externe, le fonctionnement normal ou pathologique d'un organe, Les traceurs radioactifs présentent les mêmes propriétés physico-chimiques que leurs homologues non radioactifs si ce n'est qu'ils possèdent la particularité d'émettre un rayonnement. Ils servent donc de balise pour suivre, à l'aide d'outils de détection appropriés, le cheminement d'une molécule préalablement marquée dans l'organisme. Les valeurs ainsi recueillies sont ensuite analysées et transformées à l'aide d'un modèle mathématique afin de permettre la reconstruction à l'écran d'une image représentant la position du radio traceur dans l'organisme. [1]

La TEP est aujourd'hui largement utilisée pour des études physiologiques et physiopathologiques de la cognition et du comportement, ainsi que pour l'étude de différentes pathologies affectant le système nerveux central telles que l'épilepsie, l'ischémie cérébrale, les accidents vasculaires cérébraux et les maladies neurales dégénératives (Parkinson, Huntington...). [1]

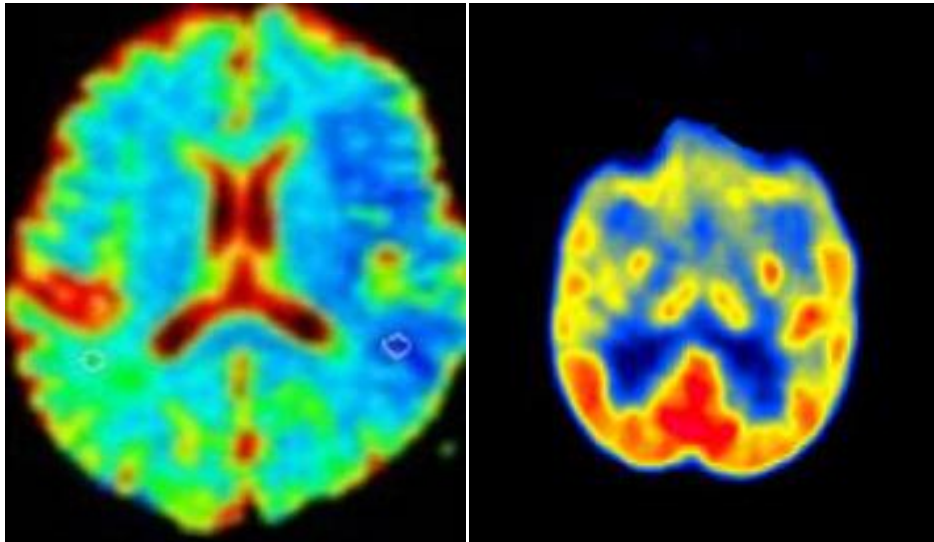


Figure 1.2 : Exemples des coupes TEP

2.4.3. L'imagerie par résonance magnétique (IRM) :

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) est une méthode d'imagerie médicale d'investigation in vivo non traumatique, elle utilise le phénomène (RMN) de la Résonance magnétique nucléaire (technique de spectroscopie découverte en 1946).

L'IRM est d'origine plus récente que le scanner. Il se compose d'un puissant générateur de champs magnétiques, couplé à un émetteur/récepteur d'ondes électromagnétiques. L'IRM utilise les propriétés électromagnétiques des atomes d'hydrogène, présents en grande quantité dans le corps humain, pour reconstruire des coupes dans les plans axial, sagittal ou transverse du volume examiné. Comme pour le scanner, l'évolution des appareils permet une acquisition plus rapide et volumique de la région examinée. L'imagerie par résonance magnétique (ou IRM) est une technique capable d'étudier des tissus dits mous, tels que le cerveau [8], la moelle épinière, les muscles... Elle permet d'en connaître la structure anatomique, mais également d'en suivre le fonctionnement ou le métabolisme donc elle est devenue un outil indispensable pour tout examen clinique, elle présente l'avantage d'être non invasive et permet l'acquisition d'images bi ou tridimensionnelles sur lesquelles différents contrastes sont possibles.

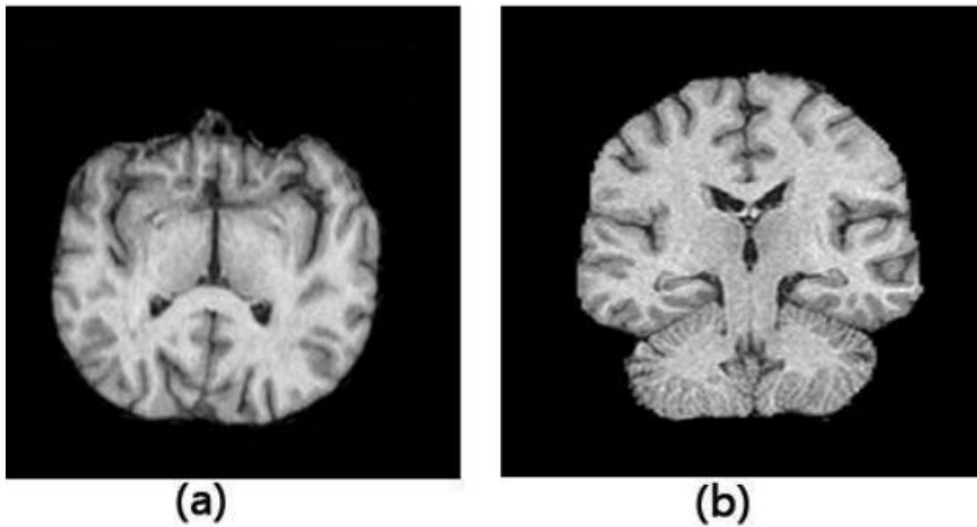


Figure 1.3 : Exemples des coupes IRM, (a) transversal, (b) sagittal

3. LA FUSION DES IMAGES:

3.1. Définition de la fusion :

Le terme de fusion englobe plusieurs définitions. Bloch [7] définit la fusion comme l'utilisation conjointe d'images hétérogènes pour l'aide à la prise de décision. Les travaux de [9], [11], [13] et [14] considèrent la fusion comme une combinaison d'informations pertinentes des deux images placées en entrée, l'information « pertinente » dépend de l'application (optique, médicale, etc.)

Définition : La fusion d'informations consiste à combiner des informations issues de plusieurs sources afin d'améliorer la prise de décision [5].

3.2. Les approches de la fusion :

On distingue principalement deux approches de la fusion de données :

l'approche « bas niveau » par laquelle on cherche à opérer une fusion au niveau de la plus petite unité de l'image qui est le pixel et l'approche « haut niveau » par laquelle on peut extraire des primitives, des objets linéiques, surfaciques et autres qui seront fusionnés, par exemple, à l'aide de techniques d'intelligence artificielle [7].

Mais selon [30], la fusion peut se pratiquer à trois moments différents du travail. Soit au niveau pixel (fusions des pixels), soit au niveau des caractéristiques après une segmentation (fusion des objets de

l'image), soit au niveau décisionnel lors de la phase finale de la segmentation (fusion des objets extraits et identifiés).

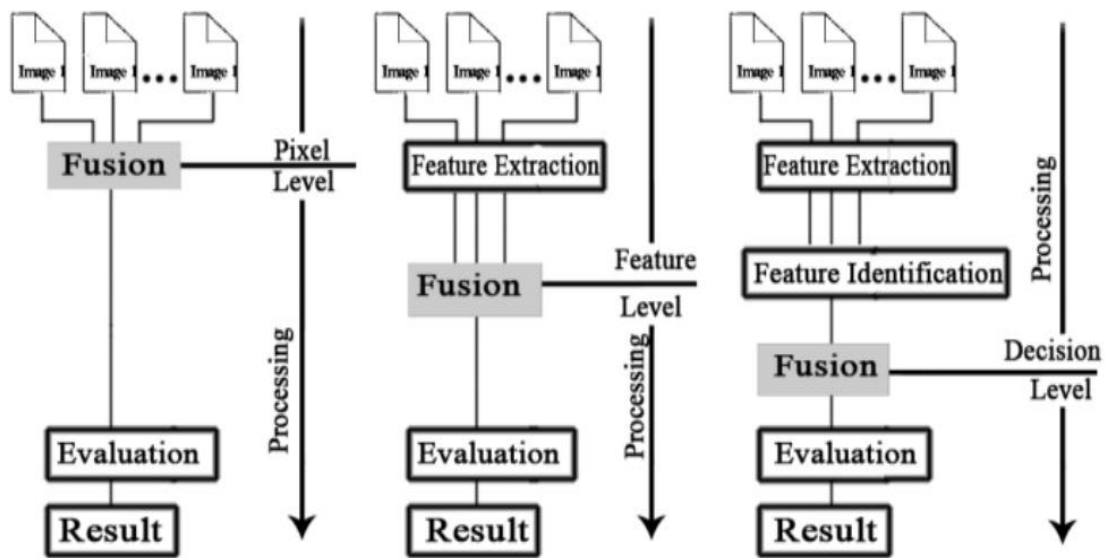


Figure 1.4 : les niveaux de traitement de la fusion

Dans ce travail, la fusion aura pour but de combiner l'information anatomique avec l'information fonctionnelle afin de préciser et de faciliter la localisation des anomalies physiologiques et biologiques, il est donc plus approprié de réaliser la fusion au niveau du pixel.

3.3. La nécessité de la fusion :

La fusion d'images, c'est la réponse naturelle des utilisateurs à la profusion des images produites par les systèmes contemporains d'investigation, que ce soit en imagerie aérienne et satellitaire ou en génie biologique et médical [7].

Prenons un exemple dans un milieu hospitalier. Les techniques d'imagerie se diversifient : rayons X, résonance magnétique, imagerie nucléaire, imagerie ultrasonore, chacune pouvant se décliner selon des modalités diverses en fonction des protocoles d'acquisition. Selon une pratique ancienne, le milieu médical confie chaque type d'image à un expert qui porte un diagnostic partiel sur la modalité de sa spécialité, puis les spécialistes échangent leurs expériences et de cette confrontation naît le diagnostic final. Le souci de regrouper toutes les sources d'images sur une même console conduit à l'introduction progressive des systèmes d'archivage et de consultation intégrés à l'hôpital (les PACS*).

Mais sans les outils d'aide à la décision associés à ces systèmes, ces autoroutes informatiques et ces bases de données spécialisées demeurent encore d'une pratique modeste, tant l'exploitation de

nombreuses images variées est une tâche difficile pour un seul expert. Nous voyons sur l'exemple précédent les raisons profondes de la nécessité de la fusion de données

3.4. DOMAINES D'APPLICATION :

Le champ d'application de la fusion d'image est potentiellement vaste, elle a pour tâche principale de réunir au sein d'une seule image les informations provenant de différentes sources d'images. Les premiers essais de fusion d'images ont été réalisés sur des images satellitaires et aériennes, puis sur des images dites « naturelles », dans le milieu biomédical et industriel [15]

3.4.1. Imagerie aérienne et satellitaire:

C'est le premier domaine où les méthodes de fusion numérique d'images ont été appliquées. Les premières applications furent militaires [16]. La fusion a été développée pour permettre la reconnaissance d'objets, la poursuite de cibles ou encore la surveillance du champ de bataille [17]. Le commandant en chef dispose de nombreuses sources d'informations (radar, laser, infra-rouge, visible...) Le but de la fusion est de combiner de manière rapide et sûre toutes ces informations de manière à offrir au stratège une aide à la décision [18]. D'autres applications de la fusion d'images ont vu récemment le jour du fait du développement des techniques d'imagerie par satellite et par avion. Ces images sont souvent multi spectrales, c'est-à-dire que le satellite est capable de fournir des images de la même zone géographique, mais acquises dans des conditions différentes avec des capteurs différents. Citons par exemple les canaux XS1, XS2, et XS3 du satellite SPOT qui permet d'accéder de manière assez simple à des images susceptibles d'être fusionnées. Les applications de la fusion en imagerie satellitaire et aérienne permettent d'automatiser un certain nombre de tâches en climatologie, en prédiction des récoltes.... [19], [20]. La plupart des techniques de fusion de données ont été d'abord appliquées à l'imagerie satellite avant d'être portées vers d'autres domaines d'application. En effet, la réalité du terrain est souvent connue, et les problèmes de recalage sont bien moins difficiles à résoudre que dans le cas de l'imagerie médicale par exemple.

3.4.2. Imagerie médicale :

Dans le domaine médical, le médecin a à sa disposition un nombre croissant d'images issues de modalités d'imagerie différentes (imagerie par rayons X, par ultrasons, par résonance magnétique, par émission de positons, ou encore imagerie nucléaire). Il s'agit pour lui de synthétiser toutes ces informations afin d'établir un diagnostic le plus fiable, le plus précis et le plus exact possible. En imagerie médicale, deux organes ont été particulièrement étudiés dans le cadre de la fusion de données

ou de la mise en correspondance, Il s'agit du cerveau [21] et du cœur [22], [23]. Ceci peut s'expliquer par l'importance vitale de ces deux organes, et par le développement de nombreuses techniques d'imagerie adaptées à ces organes. Il est à noter néanmoins que les travaux sur le cerveau sont beaucoup plus nombreux. Le recalage géométrique des images y est nettement plus facile et on possède déjà des méthodes robustes pour le recalage des images du cerveau. L'étude du mouvement du cœur et la mise en correspondance de séquences multimodales cardiaques est encore du domaine de la recherche. Citons enfin le domaine de l'imagerie des vaisseaux, qui offre des modes d'acquisitions complémentaires, et qui ouvre des perspectives intéressantes pour la fusion de données. [24], [25]. Les applications médicales de la fusion de données peuvent être classées selon leur contexte de fusion. D'après P.Jannin les données médicales sont regroupées en quatre catégories principales. Pour chaque catégorie, nous décrivons les caractéristiques générales des contextes de fusion correspondants avec quelques exemples de contextes cliniques et d'applications médicales.

Contexte de fusion 1 :

Fusion intra-sujet et intra-modalité : fusion entre des images provenant d'une même modalité pour un sujet. Cette catégorie de contextes de fusion comprend trois principaux objectifs cliniques :

- suivi dans le temps les modifications dans l'anatomie du patient.
- Comparaison des différents états.
- Imagerie par soustraction.

a. Suivi de l'évolution

Le suivi dans le temps des modifications dans l'anatomie du patient permet, par exemple, de suivre la croissance ou d'étudier l'évolution d'une zone lésionnelle ou les effets d'un traitement thérapeutique. En chirurgie ou en radiothérapie, ce contexte de fusion permet de comparer des images pré- et post-opératoires ou pré- et post-traitement.

b. Comparaison des états :

Ce contexte de fusion peut aussi être utilisé pour permettre la comparaison des différents états du sujet. En IRM fonctionnelle, les mesures d'activations fonctionnelles peuvent être réalisées par la comparaison statistique d'images acquises respectivement dans des états successifs d'activité et de repos [26]. La comparaison de deux examens TEMP, acquis respectivement avant une crise d'épilepsie (inter-ictal) et juste après la crise (ictal-un traceur est injecté au tout début de la crise), voir **figure 5** permet de mettre en valeur des zones appartenant au réseau épileptogène [27].

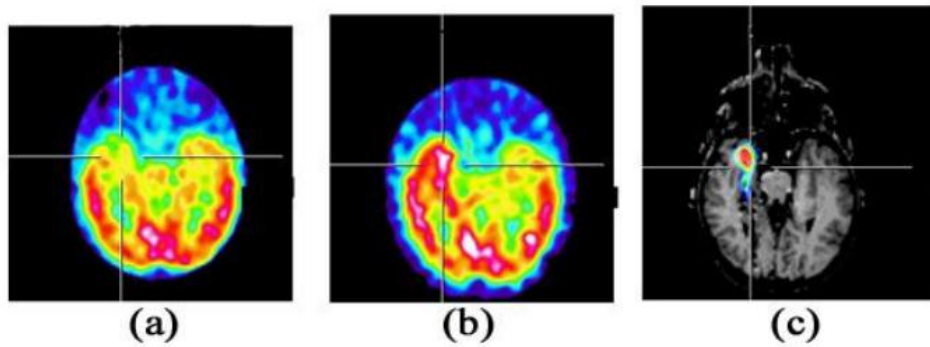


Figure 1.5: comparaison entre deux TEP, (a) intraictal, (b) ictal, (c) soustraction

c. Imagerie par soustraction :

L'imagerie par soustraction est basée sur le calcul d'une différence entre des images correspondant à deux acquisitions différentes réalisées avec et sans traceur ou agent de contraste. En imagerie vasculaire, ce processus de soustraction extrait les vaisseaux sanguins des images.

. Contexte de fusion 2 :

Fusion intra-sujet et inter-modalité : fusion entre des données multimodales d'un même sujet. Aucune modalité d'imagerie médicale ne permet d'explorer toutes les structures anatomiques ou de fournir, à la fois, des informations anatomiques et fonctionnelles à la plus haute résolution spatiale et temporelle. Cette deuxième catégorie de contexte de fusion permet de profiter de la nature complémentaire des différentes modalités d'imagerie et pour différentes zones anatomiques. La mise en correspondance entre des données CT et IRM facilite la localisation anatomique conjointe des structures osseuses et des tissus mous [28]. La mise en correspondance entre des données d'IRM anatomique, de TEP ou de TEMP permet une corrélation anatomo-fonctionnelle (figure 6), utile notamment dans des études pré chirurgicales. Par exemple dans le contexte de la chirurgie de l'épilepsie, l'analyse d'informations multimodales permet une meilleure compréhension du réseau épileptogène et l'identification des structures intervenant lors des crises.

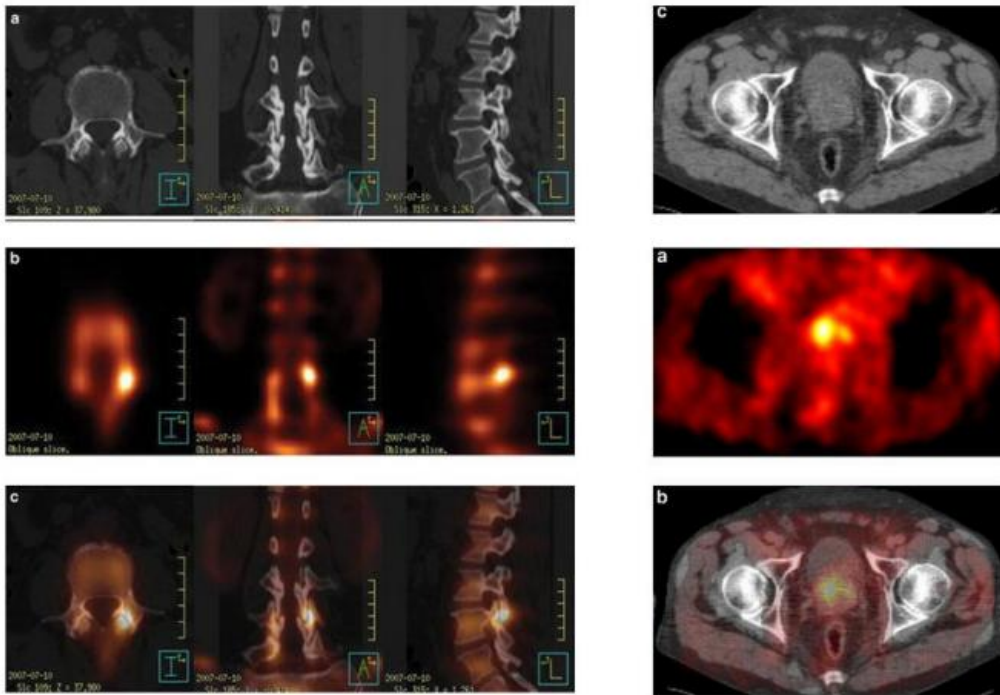


Figure 1.6: exemples de fusion multimodale IRM/TEP

Contexte de fusion 3 :

- ***Fusion sujet et modalités :***

Fusion entre l'espace du sujet réel et les données de l'image (figure1.7). Cette catégorie de contextes de fusion concerne la mise en correspondance entre le sujet réel, les outils thérapeutiques (outil chirurgicaux, systèmes robotiques, systèmes d'imagerie interventionnelle, etc.) et des images ou mesures pré ou per opératoires. Grâce à des localisateurs tridimensionnels, il est possible de connaître la position tridimensionnelle du sujet dans un repère défini dans le monde réel. Les localisateurs tridimensionnels permettent aussi de suivre des outils chirurgicaux, repérables, par exemple, à l'aide de diodes électroluminescentes pour les localisateurs à infrarouge [29], et donc de localiser l'extrémité des outils, ainsi que leur orientation par rapport aux images. De tels systèmes sont appelés (systèmes de neuro-navigation) et font partie des systèmes les plus utilisés en chirurgie guidée par l'image. Pour des systèmes robotisés, cette catégorie de contextes de fusion permet l'interaction entre robots, images et patient. Ces applications, utilisant des systèmes robotiques ou de neuro-navigation, sont le plus fréquemment utilisées en neurochirurgie, en orthopédie, en chirurgie maxillofaciale mais aussi en radiologie interventionnelle [30], [31]. Ces systèmes de thérapie guidée par l'image, notamment les systèmes de neuro-navigation, sont aujourd'hui parmi les applications de

fusion de données les plus utilisées en routine clinique. Leur utilisation clinique croissante a notamment permis de souligner la plus-value apportée par la fusion de données.



Figure 1.7 : fusion des données images avec un sujet réel

Contexte de fusion 4 :

Fusion inter sujet et intra- ou inter modalité :

Fusion entre des données mono- ou multimodale concernant des sujets différents. Les applications principales de cette catégorie de contextes de fusion sont liées à l'étude de la variabilité anatomique ou fonctionnelle au sein d'une population de sujets (sujets sains ou patients). Ce type de fusion permet de construire des modèles moyens (appelés «Template») [32], voire figure 8 de comparer les données d'un sujet à un atlas voire figure 2.6 ou à un (Template), de comparer, via un (Template), des données concernant des sujets différents appartenant à une même population ou, enfin, de comparer deux populations de sujets [26]. Cette catégorie de contextes de fusion sert de cadre à des méthodes de segmentation [33] s'appuyant sur l'utilisation de modèles. Les méthodes et applications liées à cette dernière catégorie font encore actuellement, et pour une grande majorité d'entre elles, partie du domaine de la recherche.

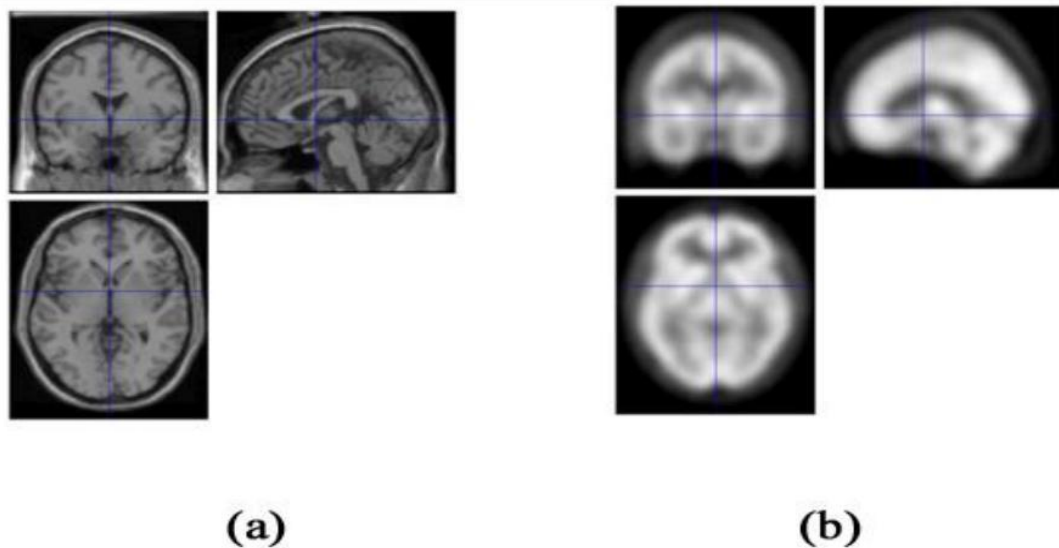


Figure 1.8 : les modèles utilisés dans contexte 4 (a) image atlas IRM, (b) Template SPECT

3.4.3. Imagerie industrielle :

Dans le domaine de l'imagerie industrielle, et plus particulièrement en contrôle non destructif, on commence de plus en plus à utiliser différents types de modes de contrôle pour détecter de manière systématique les défauts. L'opérateur se retrouve alors dans la même situation que le médecin, avec souvent une contrainte de temps réel supplémentaire. La plupart des applications consiste à détecter des défauts dans des pièces métalliques, et les imageries utilisées sont le plus souvent la radiographie sur film, la radioscopie numérique, les ultrasons et le contrôle par courants de Foucault. Les méthodes de fusion sont mises en place pour des pièces très précises dont il faut améliorer la fiabilité et la rapidité de contrôle. [34], [35], [36], [37].

3.5. Processus de la fusion :

3.5.1 Les étapes avant la fusion :

Le premier problème rencontré concerne la taille des images recueillies. L'image provenant de l'IRM ne fait pas la même taille que celle provenant du TEP, il sera nécessaire de redimensionner les images sans distorsions ou pertes d'informations. En effet lorsque les images sont faites sur des plans différents, il sera nécessaire de faire correspondre des repères sur chaque image. Afin de reconstruire une image sur le plan de référence. Ceci permet de représenter les informations issues des images dans un même référentiel afin de pouvoir les comparer ou les fusionner [38]

✚ Le Redimensionnement :

Les différentes modalités d'imagerie médicale fournissent généralement des images de taille différentes, c'est pour cela qu'il faut appliquer un redimensionnement pour avoir des images de même tailles. Cette étape n'est pas toujours nécessaire même si on a des images de différentes tailles par exemple dans le cas de fusion par des méthodes basées sur les transformées multi-résolution, on verra dans l'état de l'art comment on peut fusionner des images sans les redimensionner.

✚ Le recalage d'image :

Recaler des images entre elles consiste à trouver la meilleure transformation géométrique possible de manière à mettre en correspondance des structures issues de ces images. Ceci permet de représenter les informations issues des images dans un même référentiel, afin de pouvoir les comparer ou les fusionner. Cette étape, bien que ne faisant pas partie de l'étape de fusion proprement dite, est un pré-requis souvent nécessaire avant la fusion. Le recalage permet qu'un même pixel dans les deux images corresponde à un même point physique de l'objet. On peut classer les différentes méthodes de recalage selon différents critères.

Dans [39], a été proposée une revue des différentes méthodes classées selon la transformation utilisée ou selon le degré d'interactivité de la méthode. De manière générale, on peut décomposer un processus de recalage en plusieurs étapes. Dans un premier temps : il est nécessaire de repérer, de manière interactif, semi-automatique ou complètement automatique, les caractéristiques communes aux images à recaler et de les apparier. Ensuite, grâce à ces caractéristiques, on détermine la transformation (dont on aura au préalable défini la nature), qui fait correspondre au mieux les images entre elles. Enfin, une fois que la transformation est déterminée, il reste à l'appliquer à l'image que nous souhaitons transformer pour la recaler sur l'image que nous choisissons comme image de référence.

☞ Différentes méthodes de recalage :

Nous faisons dans ce paragraphe la revue des différentes méthodes de recalage, en donnant des exemples d'application de ces méthodes dans diverses problématiques.

a. Transformations :

Tout d'abord, nous pouvons classer les différentes méthodes de recalage selon le type de la transformation. On différencie les transformations globales, où toute l'image à recaler est transformée selon les mêmes équations, et les méthodes locales, où les différentes régions de l'image ne seront pas traitées de la même façon. On distingue également les transformations 2D et 3D, selon la nature des images à recaler [40]. Nous décrivons brièvement ci dessous un inventaire des transformations possibles.

a. 1. Transformation rigide :

La méthode la plus simple et la plus classique est une simple transformation rigide. Elle combine une rotation, et une translation, et éventuellement une symétrie [41]. On se place dans un cadre purement mécanique, et on suppose que les objets à recaler sont rigides, et d'autre part, que les images à recaler ont la même résolution spatiale. Cette transformation conserve les distances entre les points de l'objet. Cette méthode est relativement simple à mettre en place, mais le domaine où elle est valide est relativement peu étendu. Cela peut être le cas en contrôle non destructif où les objets ne subissent pas de déformation, et où les images possèdent la même résolution spatiale. [42]

a. 2. Transformation élastique

Les transformations élastiques sont les plus générales, et sont définies souvent par un polynôme de degré supérieur à 2. Le nombre de leurs paramètres est donc plus important. Cependant, ces méthodes de transformations sont bien adaptées au cas d'objets souples ou déformables, comme beaucoup d'organes du corps humain [43], [44].

b. Méthode de recalage dite de « chanfrein » :

Sur le plan méthodologique, la technique la mieux adaptée à la fusion d'images médicales est la méthode de recalage dite du "chanfrein" (chamfer matching). En effet, elle présente l'avantage d'être rapide, ce qui est indispensable dès lors que l'on envisage une utilisation en routine clinique, et d'être applicable au recalage d'images multimodales.

Le principe de la méthode est de calculer la distance moyenne de tous les points de contour de la structure à recaler à la surface de la structure correspondante dans l'autre image. En minimisant cette

distance itérativement par rapport aux paramètres de translation et de rotation, on obtient une position de recalage optimale.

La distance est pré-calculée grâce à la transformation du chanfrein, qui a donné son nom à la méthode de recalage. Cet algorithme permet de transformer une image binaire en cartographie des distances de tous les points du fond à l'objet binaire. La valeur d'un pixel correspondra, après transformation, à sa distance au point objet le plus proche

3.5.2 Utilisation des Algorithmes :

La deuxième étape de La fusion c'est utilisation des algorithmes comme nous montre l'état de l'art suivant

4. ETAT DE L'ART :

Plusieurs méthodes de fusion ont été testées pour l'amélioration de la résolution spatiale des images multi spectrales [45] ont proposé une classification des méthodes basée sur les différentes approches de la fusion dans notre cas on s'intéresse aux méthodes dite bas niveaux (au niveau du pixel).

4.1. Les Méthodes de type Statistique /Numérique :

a) Les combinaisons arithmétiques :

Il y a des différentes combinaisons arithmétiques appliquées en fusion d'images multi spectrales comme le rapport synthétique variable. [46]

b) Méthode analyse en composante principale (ACP) :

L'Analyse en Composantes Principales (ACP), connue aussi sous le nom de la technique de Karhunen-Loeve, est un outil mathématique qui peut s'appliquer sur un nombre N quelconque de modalités [3]. Par rapport à IHS, cette transformée est donc particulièrement bien appropriée en imagerie multi- ou hyper spectrale. Elle applique une transformation linéaire de l'espace multi spectral vers l'espace des vecteurs propres des données considérées. Les N composantes ACP obtenues sont orthogonales, ce qui signifie qu'aucune composante n'est linéairement corrélée avec une autre. La variance totale des N images originales est répartie entre les N composantes ACP de telle sorte que la première composante possède la plus grosse part de cette variance, puis que la variance décroît en passant d'une composante à la suivante.

Il y a 3 étapes pour cette fusion

- Analyse et calcul des composantes principales à partir des images multi-spectrales.

- Remplacement de la première composante de l'ACP par l'image mono-spectral après avoir fait au préalable une spécification d'histogramme entre l'image mono-spectral et la 1^{ère} composante de l'ACP.
- Calcul de l'ACP inverse.

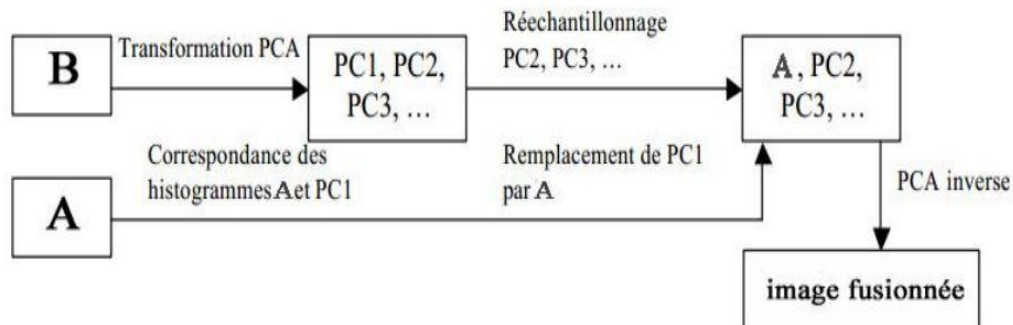


Figure 1.9 : la fusion par la transformée en ACP

c) Méthode HPF (filtre passe haut) :

La méthode HPF (High Pass Filter) consiste à extraire le signal haute fréquence complémentaire contenu dans l'image haute résolution et l'injecter par addition dans l'image multi-spectrales, préalablement ré-échantillonnées à la résolution de l'image haute résolution [47], [48]. Les filtres en question sont des filtres spatiaux. La méthode conserve un pourcentage élevé de la caractéristique spectrale puisque l'information spectrale est associée à la faible fréquence spatiale de l'image multi-spectrale. La résolution spatiale des données est extraite par filtrage passe-haut de la bande monospectrale. Les étapes de la méthode sont les suivantes : Extraction de la composante haute fréquence au moyen d'un filtre passe haut (HPF) L'injection de la composante haute fréquence : cette injection est réalisée en ajoutant cette image de la composante des hautes fréquences spatiales à l'image base résolution. L'utilisation de domaine fréquentiel est très pratique pour la conception du filtre et permet un calcul plus rapide pour des images à grande tailles.

4.2. Méthode dite des couleurs relatives :

a. Méthode IHS(ITS)

C'est une méthode qui est très largement utilisée [49], [50], [51], [52]. Cette méthode réalise la fusion dans l'espace ITS (Intensité, Teinte, Saturation), Le principe de la technique de fusion est particulièrement simple, et s'effectue de la manière suivante :

- Convertir les trois bandes de l'espace RVB vers l'espace ITS.

- Substituer la composante intensité de l'image multi-spectrale et la remplacer par l'intensité de l'image mono-spectrale.
- Appliquer la conversion inverse sur les nouvelles composantes ITS pour revenir au repère de couleurs originel (RVB).



Figure 1.10 : processus de fusion par IHS

4.3. Les méthodes basées sur les algorithmes pyramidaux :

Les algorithmes pyramidaux fournissent des méthodes très variées. D'une façon très générale, deux images sont décomposées par un algorithme pyramidal en éléments de résolution spatiale décroissante. Les données extraites de chaque image sont ensuite combinées. Plusieurs approches existent. Parmi les approches les plus utilisées pour la fusion des données CT et IRM la méthode employée par Marshall et Matsopoulos en 1994 dans laquelle les images CT et IRM subissent le même traitement [53], [54].

- Décomposer les deux images par des algorithmes pyramidaux. On crée ainsi deux pyramides, la pyramide CT et la pyramide IRM.
- A partir de chacune de ces pyramides (CT et IRM), une pyramide de différence est créée.
- A chaque étage, on compare les deux pyramides de différences. L'image résultat est le maximum pixel à pixel à chaque niveau. La pyramide ainsi créée synthétise les hautes fréquences des deux images et est appelée pyramide différence intermédiaire.
- La reconstruction se fait par itération du processus (interpolation, lissage de l'image de la pyramide différence intermédiaire) et ajout de toutes les images résultats.

4.4. Les méthodes multi-résolution et directionnelles :

Par rapport au domaine spatial, méthodes de décomposition multi-résolution de domaine sont de complexité plus de temps à cause de leur décomposition de redondance.

- **La transformée en ondelettes :**

La fusion d'images par la méthode de la transformée en ondelette constitue une technique simple qui comporte 3 étapes :

- La 1^{ère} étape consiste à décomposer les deux images (A, B) à un certain niveau j avec une certaine ondelette.
- Dans la deuxième étape on va agir sur les coefficients d'approximation et de détails des deux images (A, B), en appliquant une règle de fusion afin d'obtenir des nouveaux coefficients qui sont les approximations et les détails de l'image fusionnée.
- La dernière étape consiste à reconstruire l'image fusionnée à partir des nouveaux coefficients obtenir précédemment avec la transformée inverse d'ondelettes [55].

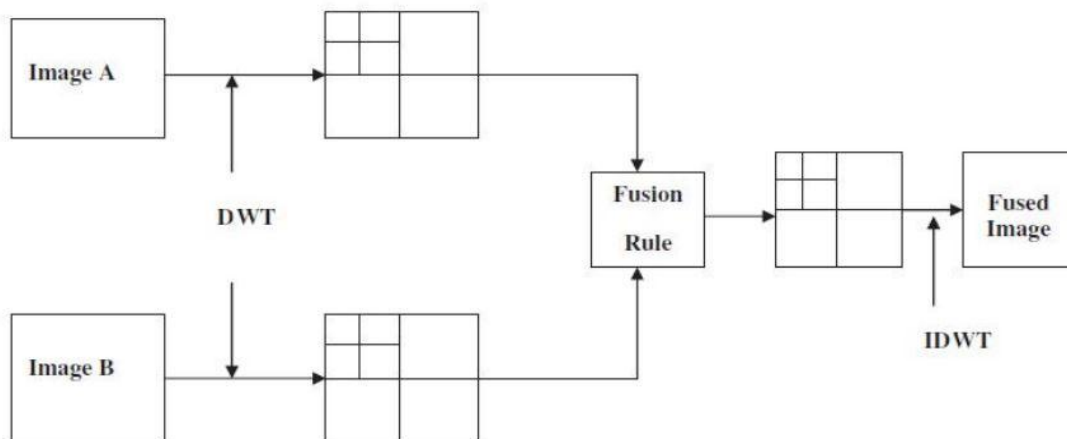


Figure 1.11 : processus de fusion par DWT

- **Les approches de la fusion par ondelettes :**

L'approche de fusion par la transformée en ondelette est généralement appliqué pour des images de même taille, néanmoins il existe d'autres approches possibles qu'on va voir par la suite :

Fusion par ondelette d'images de différentes tailles La fusion d'image par la transformée en ondelettes nous permet de fusionner des images de différentes tailles sans avoir à les redimensionner grâce à la

particularité des ondelettes de travailler dans différentes résolutions. On décompose l'image haute et basse résolution à des niveaux différents afin d'obtenir des coefficients d'approximation et de détails de même taille pour pouvoir appliquer une règle de fusion (min, max, moyenne...), après obtention des nouveau coefficients d'approximation et de détail de l'image fusionnée on applique une transformée d'ondelette inverse jusqu'à atteindre la taille de l'image haute résolution.

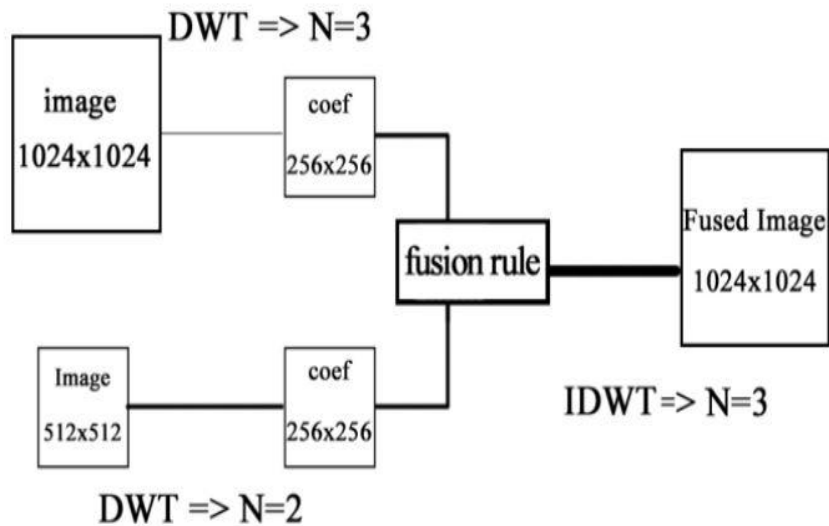


Figure 1.12 : Fusion par ondelette d'images de différentes tailles

4.5. Les méthodes coopératives :

En premier lieu, convertir les deux images vers l'espace de couleurs IHS, mais au lieu de substituer la composante intensité de l'image multi-spectrale et la remplacer par la composante d'intensité de l'image mono-spectrale, ces deux composantes seront fusionnées suivant la méthode des ondelettes ou de la transformée en bandelette, ensuite il suffit de revenir vers l'espace des couleurs RVB. Ces méthodes apportent ainsi une améliorations considérable lors de la fusion, car les structures de l'image multi-spectrale ne sont pas sacrifiées, et l'autre avantage de ces méthodes coopératives est l'optimisation du temps de calcul car, contrairement aux méthodes DWT et BDLT ou on doit appliquer l'algorithme de fusion sur les trois plan de couleur (RVB), les méthodes coopérative(DWT+IHS et BDLT+IHS) ne nécessite l'application de l'algorithme de fusion que sur un seul plan qui est celui de l'intensité.

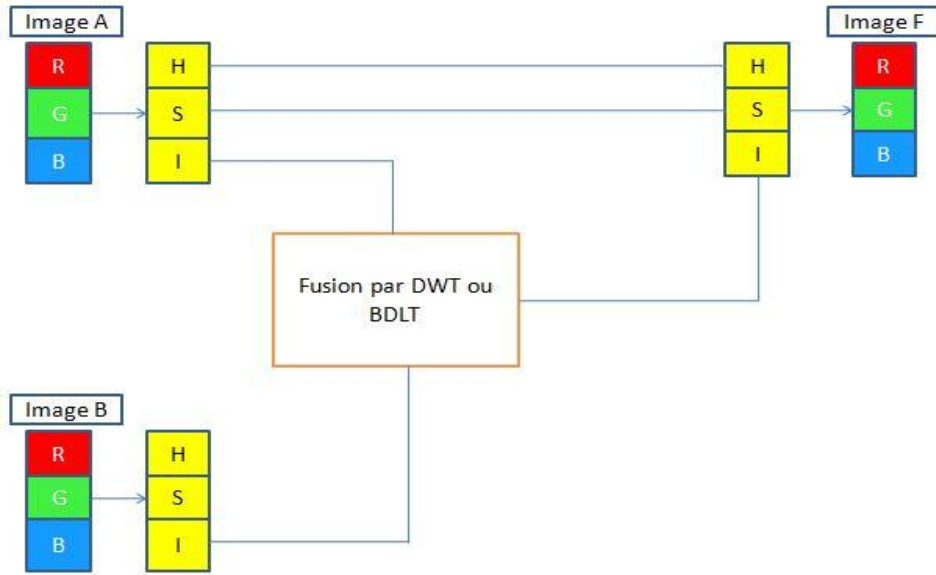


Figure 1.13 : processus de fusion par les méthodes coopératives

- **Algorithme de la fusion par Bandelettes : [56]**

Dans l'algorithme de la fusion des images basée sur les bandelettes, la transformée en bandelette est utilisé comme un outil de MSD pour les images. Il peut extraire les caractéristiques des images originales, telles que les bords et la texture, pour que plus d'information soit fourni à la fusion. La procédure opérationnelle pour l'approche de fusion d'image située à bandelette proposée est donnée comme suit :

- 1) les deux images source dans la fusion sont géométriquement enregistrées entre eux.
- 2) calculent les valeurs d'échantillon d'image le long des lignes de flot dans chaque région de la séparation.
- 3) Le flot géométrique dans chaque région et les coefficients de bandelette correspondant à flot géométrique sont calculées. Avec N est le nombre d'images source.
- 4) Traitez les règles de fusion. Pour le flot géométrique, fusion avec la règle maximum.

$$G_F(i) = \begin{cases} G_1(i) & \text{if } G_1(i) \geq G_2(i) \\ G_2(i) & \text{if } G_1(i) < G_2(i) \end{cases} \dots\dots\dots 1.1$$

Pour les coefficients de bandelette, la fusion avec le maximum de valeur absolue :

$$C_F(x, y, i) = \begin{cases} C_1(x, y, i) & \text{if } \text{abs}(C_1(x, y, i)) \geq \text{abs}(C_2(x, y, i)) \\ C_2(x, y, i) & \text{if } \text{abs}(C_1(x, y, i)) < \text{abs}(C_2(x, y, i)) \end{cases} \dots\dots\dots 1.2$$

Dans les expressions (3.8) et (3.9), $G_F(i)$ dénote le flot géométrique dans la région Ω_i de l'image

fusionné, $C_F(x, y, i)$ est le coefficient bandelette d'image fusionné au pixel $(x, y) \in \Omega_i$

5) L'image fusionné est reconstruite par la transformée en bandelette inverse, en utilisant le flot géométrique $G_F(i)$ et les coefficients de bandelette $C_F(x, y, i)$ [12]

4.6. Fusion par filtre collecteur Adaptive :

Les étapes de Cette méthode proposée par Peng Geng,[57]sont :

1. le filtre collecteur adaptatif est introduit pour le filtrage des images source
2. la fréquence spatiale des images source est adoptée comme la partie haute fréquence
3. le pixel avec la plus grande FS est sélectionné dans l'image fusionnée.

Les valeurs d'informations mutuelles par cette méthode sont moyennement 55 % ,41 % et 62 % de plus que les méthodes de [13]

4.7. Fusion hybride d'images en utilisant la transformé en curvelet et la transformé en ondelette :

Dans cette technique l'image est divisé en bandes à l'aide de la transformée en ondelettes, l'image segmenté est ensuite fusionnée en sous bandes en utilisant la transformée en curvelet qui casse les bandes en carreaux qui se chevauchent et efficacement converti les courbes en images à l'aide de lignes droites.

Ces coefficients sont intégrés ensemble à l'aide des ondelettes inverse pour produire une image fusionnée très instructive. Cette technique donne une meilleure information et une résolution plus élevée sur les formes les résultats montrent des meilleurs résultats statistiques en termes d'entropie, coefficient de corrélation, mutuelle informations et de bord.

4.8. Fusion hybride d'images en utilisant le filtre gaussien, transformée en ondelette et le filtrage par la transformée en curvelet : [58]

Les étapes de cet algorithme consistent à Appliquer un filtre hybride sur les deux images source

1. appliquer un filtre gaussien sur les images d'entrée (à fusionné) pour produire l'Image 1 de sortie.
2. appliquer la transformée en ondelettes à cette Image de sortie 1 pour produire l'Image de sortie 2.
3. Appliquez la Transformée en Curvelet sur cette Image de sortie 2 pour produire l'Image de sortie finale améliorée.
4. en appliquant ce filtre hybride sur les deux images d'entrée Nous aurons deux images améliorées comme une Image 1 évoluée de l'Image d'entrée 1, et une Image évoluée 2 de l'Image d'entrée 2

5. les images améliorées sont ensuite fusionnées à l'aide de la Transformée en ondelette pour produire l'Image fusionnée finale.

6. Conclusion :

La médecine nucléaire et l'imagerie fonctionnelle sont aujourd'hui les seules techniques susceptibles d'apporter des informations extrêmement précises sur les organismes vivants de manière non traumatique, et sans en perturber les grands équilibres [2] puisque Certaines modalités permettent d'accéder à l'anatomie, comme l'imagerie par résonance magnétique ou le scanner, d'autres offrent l'accès au métabolisme des organes (on parle alors d'imagerie fonctionnelle).

La Fusion d'images médicales est le processus par laquelle deux ou plusieurs images médicales sont combinées en une seule image en conservant les caractéristiques importantes de chacune des images originales. Il est nécessaire d'appliquer une série des étapes avant La fusion tel que le redimensionnement et le recalage, Elle Permet d'améliorer le diagnostic en combinant les données complémentaires d'imagerie, telles que CT (Computed tomographie), IRM (résonance magnétique D'imagerie), PET (Positron Emission Tomography) etc. L'image résultante sera plus informative et aussi permet de réduire les espaces de rangement et de stocker une seule image informative que plusieurs images.

Plusieurs techniques (algorithmes) de fusion d'image ont été développées depuis les années 90 jusqu'à nos jour tel que la transformée en ondelette, bandelette, IHS, contourlettes ,...etc. et chacun de ces algorithmes a son hypothèse, ses avantages, et ses limites

D'après l'état de l'art on a vu que les méthodes de fusion dans les dernières années sont basés sur l'hybridations de deux algorithmes ou plus et qui est très efficace par rapport a l'utilisation d'un seul algorithme car ils combinent les avantages des différents algorithmes utilisée.

Dans le chapitre suivant on va montrer un algorithme hybride pour la fusion des images médicales basé sur la transformée en contourlette non sous échantillonnée, réseaux de neurones a impulsion couplée (PCNN) et la fréquence spatiale (SF).

Chapitre II :

LA FUSION HYBRIDE DES

IMAGES MEDICALES

1. INTRODUCTION:

La fusion d'image se fait en utilisant certains algorithmes [59]. La plupart des approches de la fusion d'images sont basées sur la décomposition multi-échelle (MSD) des images qui fournissent une meilleure performance que les méthodes simples étudiées [60]. Ces méthodes décomposent les images source en sous-bandes haute fréquence et basse fréquence. La transformée en ondelettes discrète (DWT) représente la méthode MSD la plus populaire dans la fusion d'image, mais elles possèdent certaines limites. Il est difficile pour les ondelettes de représenter les transitions d'images pointues telles que les bords [61]. En outre, les ondelettes ne voient pas la finesse le long des contours et même les ondelettes séparables peuvent seulement capturer des informations directionnelles limitées [62]. Pour surmonter les limites des ondelettes, de nouvelles transformées de MSD sont récemment introduites dans la fusion d'images tel que le contourlet [63-65] qui possèdent les propriétés principales des ondelettes et ont une particularité d'offrir une grande sélectivité directionnelle.

Cependant, la transformée en contourlet originale [62] provoque le phénomène de pseudo-Gibbs autour du bord. Pour cela la NSCT (contourlet Nonsubsampled transformée) est utilisée comme une forme invariante par translation de contourlet qui conduit à une meilleure sélectivité et régularité fréquentielle.

Outre des nouvelles méthodes sont introduites dans les algorithmes de fusion d'image typique [60], tels que les méthodes hybrides qui sont une combinaison de plusieurs techniques de fusion (spatiales et/ou transformées) visant à jumeler les avantages et inconvénients de celles-ci,

Dans notre travail, nous proposons une méthode de fusion hybride des images médicales basées sur la transformée en NSCT, la Fréquence spatiale (SF) et le réseau de neurone à impulsion couplée (PCNN).

2. La géométrie des images :

Une image constitue une représentation d'un univers composé d'entités telles que des objets dans une scène d'intérieur, des cellules, des surfaces sismiques, des organes du corps humain, etc. Les images naturelles présentent généralement un aspect géométrique et texturé dont l'origine est dictée par la formation de ces images [66].

Cette géométrie est multi-échelles, car les contours d'une image sont plus ou moins flous, et les textures qui la composent contiennent des structures parfois très fines. La construction de la géométrie peut se faire directement sur un domaine multi-échelles et correspond à un procédé de groupement de

coefficients d'ondelettes, Cependant les bases d'ondelettes sont sous-optimales pour la représentation de structures géométriquement régulières comme sera expliqué après.

3. La transformée en ondelettes :

La transformée en ondelette est un outil mathématique qui détecte les caractéristiques locales dans un traitement du signal et en traitement d'image par une CWT, ou par une DWT qui sont démontrées ci-dessous

3.1. Transformée en ondelettes continue (CWT):

Cette transformation consiste à des translations et des dilatations d'une seule fonction fixée, l'ondelette $\psi \in L^2(\mathbb{R})$. Dans la transformée en ondelette continue, les paramètres de translation et de dilatation varient continûment. Cela signifie que nous utilisons les fonctions :

$$\Psi_{ab}(X) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \Psi\left(\frac{X-b}{a}\right) \quad \text{avec } a \in \mathbb{R} - \{0\}, b \in \mathbb{R} \dots\dots (3)$$

Ces fonctions sont mises à l'échelle de telle sorte que leur norme dans $L^2(\mathbb{R})$ soit indépendante de a . La CWT d'une fonction $f \in L^2(\mathbb{R})$ (est défini par :

$$W(a, b) = \langle f, \Psi_{a,b} \rangle \dots\dots\dots (4)$$

En utilisant l'identité de Parseval, on peut aussi l'écrire sous forme :

$$W(a, b) = \frac{2}{\sqrt{2\pi}} \langle f, \Psi_{a,b} \rangle \dots\dots\dots (5)$$

Ou'

$$\Psi_{ab}(\omega) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} e^{-i\omega b} \Psi(a\omega) \dots\dots\dots (6)$$

On notera que la CWT convertit une fonction à une variable en une fonction à deux variables. La représentation d'une fonction par sa CWT est redondante et la transformée inverse n'est donc pas toujours unique. De plus, toutes les fonctions $(W(a, b))$ ne sont pas forcément la CWT de la fonction f . Si l'ondelette ψ satisfait la condition d'admissibilité :

$$C_{\psi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\widehat{\Psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \dots\dots\dots(7)$$

Alors, la transformée d'ondelette continue $W(a, b)$ admet un inverse

$$F(x) = \frac{1}{C_{\psi}} \iint_{-\infty}^{+\infty} W(a, b) \Psi_{ab}(X) \frac{da db}{a} \dots\dots\dots (8)$$

D'après la condition d'admissibilité, nous observons que $\widehat{\Psi}(0)=0$ et par conséquent, ψ doit osciller. Cette transformée est souvent représentée par une image 2D (en couleurs ou en niveaux de gris) correspondant en module et phase de la transformée $W(a, b)$. L'avantage de cette caractérisation par rapport à la transformée de Fourier est qu'elle ne donne pas seulement une information sur le type de singularité mais aussi sa localisation dans le temps.

3.2. Transformée en ondelettes discrète DWT [67], [68]:

La transformée en ondelette continue est très redondante. Il suffit en pratique de quelques coefficients pour couvrir entièrement le plan temps échelle. Les paramètres a et b sont fondamentalement continus. Leur discrétisation ne s'effectue pas selon un critère bien défini. Quant à la transformée en ondelettes discrète le concept est différent. En effet, numériquement nous devons savoir comment discrétiser cette transformée de telle manière à conserver les propriétés intéressantes. Nous donnons donc que les paramètres de dilatation \mathbf{a} et de translation \mathbf{b} puissent être discrétisés sans perte d'information. Nous pouvons donc formuler le problème de l'existence d'une famille $\{\Psi_{a_m, b_n}\}$ dénombrable, formant une base de L^2 et permettant une reconstruction exacte du signal en question. Cette famille redondante d'ondelettes discrètes, a été introduite dans le cadre des frames ou structures obliques par Ingrid Daubechies [69]. La redondance d'informations contenues dans cette transformée peut être généralement intéressante dans le cadre de l'analyse des signaux. En effet, elle est intéressante dans la mesure où les conditions que doivent vérifier les ondelettes ne sont pas trop contraignantes [70]. La reconstruction numérique du signal est stable. D'autre part, avec l'introduction des bases orthonormées d'ondelettes [71] la théorie des ondelettes a pris un tournant décisif dans le sens où cette notion de base orthonormée constitue un outil clef en traitement du signal ; elle a des contraintes de rapidité nécessitant le minimum de données possible [72].

Dans la cadre de la théorie des frames, I. Débauchies a proposé une discrétisation des facteurs d'échelle et de translation telle que :

$$a_m = a_0^m, m \in \mathbb{Z} \text{ et } a_0 > 1 \dots\dots\dots(9)$$

$$b_n = nb_0 a_0^m, n \in \mathbb{Z} \text{ et } b_0 > 1 \dots\dots\dots(10)$$

Alors la famille d'ondelettes est de la forme:

$$\Psi_{m,n} (X) = a_0^{-\frac{m}{2}} \Psi (a_0^{-m} x - nb_0) \dots\dots\dots(11)$$

Une telle discrétisation permet à la famille, à chaque échelle, de couvrir tout le support de signal sans trop de redondance, chaque ondelette étant essentiellement concentrée sur l'intervalle $[a_0^m nb_0, a_0^m (n+1)b_0 [$, Par contre la transformée ne sera plus invariante en translation comme la transformée continue, raison de la dépendance des paramètres. Pour exprimer les coefficients de la transformée en ondelette discrète, nous les notons Par d_n^m :

$$d_n^m = \langle \Psi_{m,n}, f \rangle = a_0^{-\frac{m}{2}} \int \bar{\Psi} (a_0^{-m} x - nb_0) f(x) dx \dots\dots\dots(12)$$

Nous montrons dans la littérature spécialisée [73] que si la famille est un frame, alors nous aurons :

$$\frac{b_0 \log(a_0)}{\pi} A \leq \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\Psi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega \leq \frac{b_0}{\pi} \log(a_0) B \dots\dots\dots (13)$$

Où A et B sont deux constantes positives d'un frame donné.

Cette expression nous montre simplement que la condition d'admissibilité est vérifiée et l'ondelette $\Psi_{m,n}$ est analysante. Dans ce cas, la construction des algorithmes numériquement stable pour reconstruire le signal à partir des ses coefficients ondelettes d_n^m est possible:

$$f(x) = \frac{2}{A+B} \sum_m^n \langle \Psi_{m,n}, f(x) \rangle \Psi_{m,n} + R \dots\dots\dots(14)$$

Avec $||R|| \leq o\left(\frac{A}{B} - 1\right) ||f(x)||$, il exprime un terme d'erreur. Si la base est orthonormée alors le terme R sera nul. Cependant, il est préférable de réduire au maximum la redondance de cette représentation. Dans ce cas, on choisit des valeurs de $a_0 = 2, b_0 = 1$ pour les quelles les ondelettes $\Psi_{a_0 b_0}$ constituent une base orthonormée. Nous concluons que l'orthonormalité est une condition nécessaire pour le passage de la transformée en ondelettes continue vers la transformée en ondelettes discrète. [74] Après ces quelques définitions sur la théorie des ondelettes, nous allons maintenant nous

intéresser à l'analyse multi-résolution (AMR), qui permet de réaliser de manière concrète la décomposition du signal.

3.3. Analyse multi-résolution associé aux ondelettes :

Les ondelettes utilisées dans le traitement des signaux bidimensionnels (image numérique) à différents niveaux de résolutions [75], [76], [77], Les coefficients (détails) de la transformée en ondelettes discrète sont calculés par l'utilisation d'une série de filtre passe bas PB, filtre passe haut PH, et un sous échantillonnage des lignes et colonnes.

Le processus de décomposition par les ondelettes est appliqué sur une image de niveau j pour donner une image de basse fréquence (approximation) et trois images des hautes fréquences (les détails dans les directions verticales, horizontales et diagonales). La recombinaison permet de retrouver l'image originale à partir de l'image approximation des images de détails. L'analyse multi-résolution basée sur l'ondelette décompose l'image en des résolutions multiples, à différentes échelles tout en conservant les données initiales. Elle résulte une séquence d'images dans laquelle chaque niveau est une copie filtrée et sous-échantillonnée du prédécesseur. Le niveau le plus bas de la pyramide a la même échelle que l'image originale et contient des informations de plus haute résolution.

1.4. Algorithme de l'analyse multi-résolution :

Stéphane Mallat propose l'algorithme rapide pour l'analyse multi-résolution à la fin des années 1980.

Le but de l'algorithme est de calculer les coefficients de détails, $d_{j,k}$ $j, k \in \mathbb{Z}$ ou d'ondelettes à partir des différentes approximations. Les coefficients c_j^k sont exprimés en fonction des coefficients c_k^{j-1}

$$\text{Par : } c_j^k = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \tilde{h}(2k-n) c_k^{j-1}$$

$$\text{Avec : } h \text{ est un filtre } \tilde{h}(n) = h(n)$$

Les coefficients de détails représentant la différence d'information entre ces deux approximations [37] sont calculés par : $d_k^j = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \tilde{g}(2k-n) c_k^{j-1}$

$$\text{Avec : } g \text{ est un filtre } \tilde{g}(n) = g(-n)$$

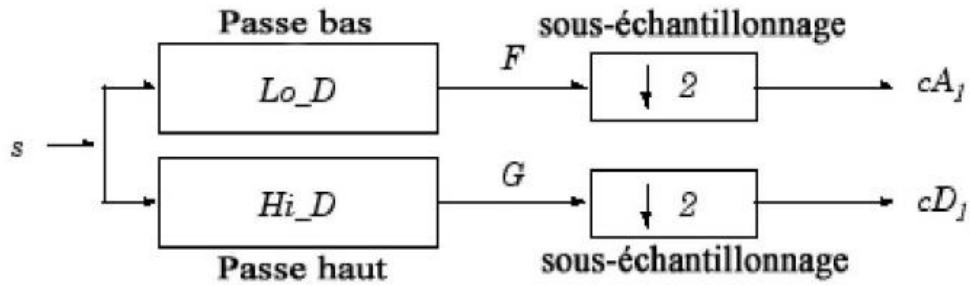


Figure 2.1 : schéma de décomposition 1D d'un signal S par DWT

Les coefficients d_k^j représentent la différence d'information entre les approximations d'une fonction avec les coefficients c_k^j et c_k^{j-1}

Connaissant d_k^j et c_k^j , les coefficients c_k^{j-1} peuvent être calculés de façon exacte par :

$$c_k^{j-1} = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} h(k-2n)c_k^j + \sum_{n=-\infty}^{+\infty} g(k-2n)d_k^j$$

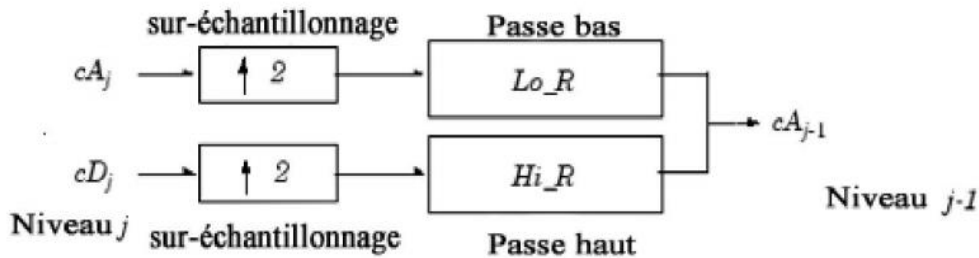


Figure 2.2 : schéma de reconstruction 1D d'un signal par DWT

L'algorithme appliqué en traitement d'image est une extension à deux dimensions de l'algorithme de l'analyse multi-résolution introduit par Mallat en 1989.

On va voir maintenant les équations de la décomposition et la reconstruction appliquer sur les images

Décomposition :

Les équations de décomposition s'écrivent :

$$c_{k,l}^j = \sum_n \sum_m \tilde{h}(2k-N) \tilde{h}(2j-m) c_{n,m}^{j-1}$$

$$d_{k,l}^{H,j} = \sum_n \sum_m \tilde{h}(2k-N) \tilde{g}(2l-m) c_{n,m}^{j-1}$$

$$d_{k,l}^{V,j} = \sum_n \sum_m \tilde{g}(2l-N) \tilde{h}(2k-m) c_{n,m}^{j-1}$$

$$d_{k,l}^{D,j} = \sum_n \sum_m \tilde{g}(2k-N) \tilde{g}(2j-m) c_{n,m}^{j-1}$$

Où :

$c_{k,l}^j$ Est l'approximation à la résolution j.

$d_{k,l}^{H,j}$ Est le coefficient des détails horizontaux

$d_{k,l}^{V,j}$ Est le coefficient des détails verticaux

$d_{k,l}^{D,j}$ Est le coefficient des détails diagonaux

Reconstruction :

$$c_{k,l}^{j-1} \sum_n \sum_m [h(k-2n)h(l-2n)c_{n,m}^j + h(k-2n)g(l-2m)d_{n,m}^{H,j} + g(k-2n)h(l-2m)d_{n,m}^{V,j} + g(k-2n)g(l-2m)d_{n,m}^{D,j}]$$

Où h et g sont respectivement les filtres de décomposition et reconstitution

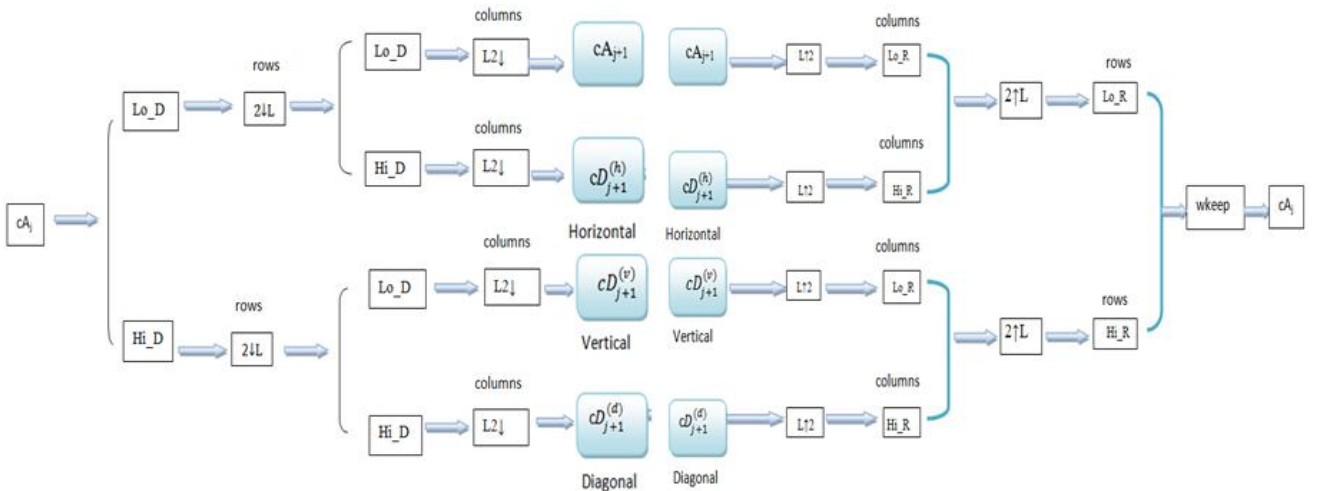


Figure 2.3 : schéma de décomposition et de reconstruction 2D par la DWT

3.5. Succès et échecs des bases d'ondelettes :

Les ondelettes ont gagné un intérêt considérable dans le traitement de signal et le traitement d'image et démontré leur force dans des domaines diversifiés [78], tels que le débruitage, la compression, le codage, la fusion des images ... etc.

Il est bien connu que les ondelettes sont optimales pour la représentation de signaux unidimensionnels (1D) possédant un nombre fini de discontinuités.

Dans le cas des images, les ondelettes ont souvent été utilisées de manière séparable sur les axes horizontal et vertical pour des raisons de simplicité et d'efficacité, La transformée en ondelettes bidimensionnelle résulte en effet du produit tensoriel de deux transformées en ondelettes unidimensionnelles appliquées suivant les lignes et les colonnes de l'image. Ces ondelettes bidimensionnelles séparables ont prouvé leur capacité à détecter les singularités horizontales, verticales, ou ponctuelles (assimilées à des singularités diagonales)

La décomposition en ondelettes 2D, ne prend pas en compte les spécificités de l'image (notion de contour, textures, couleur, etc.). Ce qui se traduit par une inadéquation entre la base utilisée et l'information à coder. Ceci étant dû au fait que les ondelettes bidimensionnelles (2D) séparables soient bien adaptées pour représenter des singularités ponctuelles mais elles échouent généralement sur les discontinuités linéaires que constituent les contours d'un objet.

En effet, les ondelettes 2D séparables peuvent capturer des singularités isolées le long d'un contour mais elles sont aveugles vis-à-vis la régularité géométrique des singularités de l'image [28]. Elles n'exploitent donc pas complètement la régularité qui existe le long d'un contour pour le représenter.

Cependant, Il est apparu Récemment, que la transformée en ondelettes, semblent former une catégorie restreinte et limitée des possibilités de représentations des images et de signaux multidimensionnels, Donc Le besoin de disposer des outils permettant l'identification de la structure géométrique d'une image guider les communautés de chercheurs en traitement d'images et en vision par ordinateur d'étudier les représentations d'images exhibant une sensibilité directionnelle au spectre fréquentiel.

4. X-let

Le style-ondelettes demande de nombreux points fins pour capturer le contour, on utilisant le nouveau style-''X-let'', exploite de manière efficace la régularité du contour en utilisant des coups de pinceau

de différentes formes allongées et dans différentes directions suivant le contour. Par conséquent, le style-«X-let» est beaucoup plus efficace que le style-ondelettes. On retrouve cette intuition dans la construction des Curvelet par Candès et Donoho [79,80] qui représente l'origine de la transformée en contourlette expliquée ci-dessous.

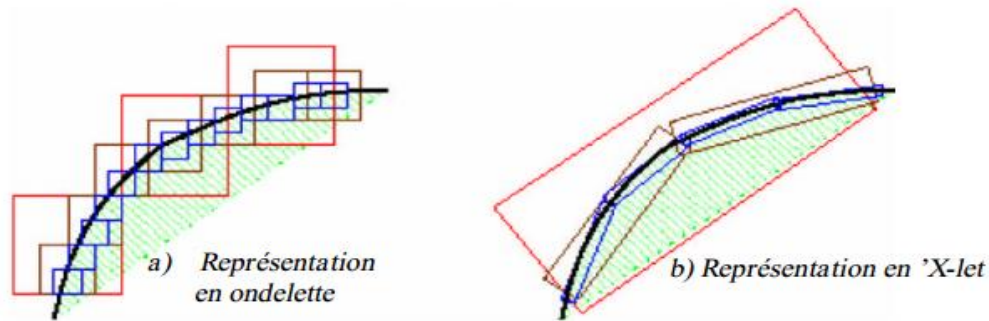


Figure 2.4 : la représentation en ondelette tandis que la représentation en X-let

Le système visuel humain est ainsi adapté de manière à capter l'information essentielle d'une scène naturelle en n'utilisant qu'un nombre minimal de cellules visuelles actives (neurones excités).

Par conséquent, pour qu'une représentation d'images soit efficace, elle doit être basée sur une expansion local, directionnelle, et multi-résolution [81].

Parmi ces nouvelles représentations directionnelles cherchant à remédier aux problèmes induits par les ondelettes 2D séparables, tout en conservant ses avantages, à savoir sa multirésolution, sa bonne localisation en espace et en fréquence, on peut trouver Les transformées géométriques et en particulier la transformée en contourlettes qui sera expliquée dans la partie suivante.

5. la transformée en contourlette non sous échantillonnée :

5.1. Vers la transformée en contourlette :

Les premières transformées directionnelles à avoir vu le jour sont les transformées de Radon [82] et la transformée en cortex [83]. Malheureusement, ces transformées ont été définies dans le domaine continu. Elles ont toutefois été source d'inspiration pour des transformées plus récentes, comme la famille des transformées en X-let, la transformée en curvelet a été développée initialement dans le domaine continu [84] via une analyse multi-échelle en appliquant la transformée en ridgelet par blocs après une décomposition en sous-bandes. Les auteurs ont proposé par la suite la seconde génération de

la transformée en curvelet [85] définie directement via un partitionnement fréquentiel sans utiliser la transformée en ridgelet. Ces deux constructions nécessitent l'implémentation d'un opérateur de rotation ce qui n'est pas simple dans le domaine discret. Il apparaît donc nécessaire de développer de nouvelles transformées

multi-résolution et directionnelles similaires aux curvelets, mais construites directement dans le domaine discret. A cette fin a été développée la transformée en Contourlet [86] à base de filtres non séparables. Elle propose une décomposition multi résolution et directionnelle qui s'approche de la décomposition en curvelets. Cette nouvelle approche, décrite dans la section suivante, semble être la plus prometteuse parmi les constructions actuellement disponibles [87]

5.2. La Transformée en Contourlette :

Inspirés par les curvelets, Do et Vetterli [88] ont développé la transformée en contourlets qui obéit à un nouveau schéma de décomposition multi-résolution (orientées), L'appellation «contourlet» vient du fait que cette nouvelle décomposition est un frame composé de segments de contour.

Une décomposition d'image en contourlets est construite en combinant successivement, à chaque échelle, deux étages de décomposition distincts : une décomposition en un nombre de niveaux de résolutions spatiales suivie d'une décomposition en un autre nombre de résolutions directionnelles. Le premier étage utilise une pyramide Laplacienne redondante [89] pour transformer l'image en une suite d'images passe-bande BP et une image d'approximation basse-fréquence. Le deuxième étage applique de manière appropriée un banc de filtre directionnel [90] suivi d'un échantillonnage critique pour décomposer chaque image passe-bande en un nombre de sous-bandes directionnelles (en forme d'hélices), capturant ainsi des informations directionnelles ou orientées. La méthode peut être itérée sur l'image d'approximation basse-fréquence. Finalement, l'image se trouve représentée par un ensemble de sous-bandes multi-échelles et orientées, comme cela est montré à la Figure (2.5) a L'ensemble des sous-bandes ainsi obtenu constituent une représentation complète et fidèle de l'image. Ce qui en fait un bon candidat pour l'application à la fusion d'images, elles offrent à la fois une analyse discrète directionnelle et peu redondante [92].

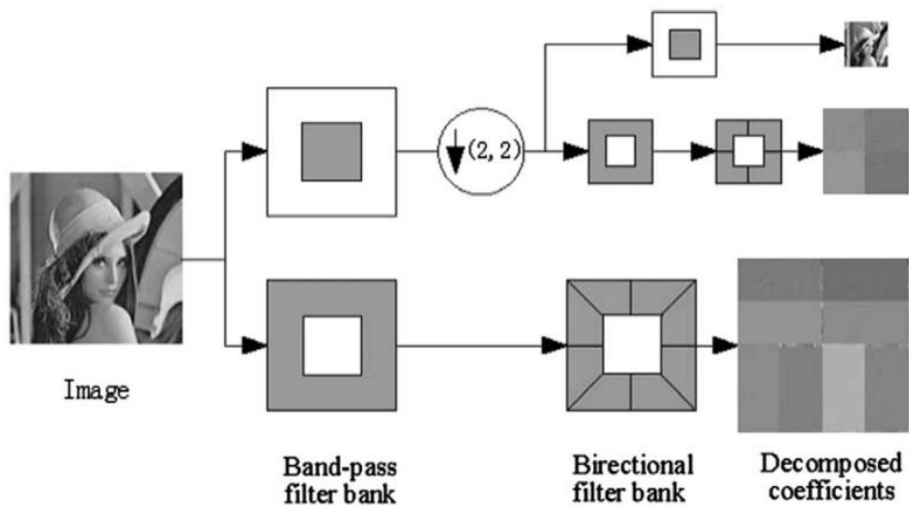


Figure 2.5: schéma de la décomposition en contourlette

Cependant, la transformée en contourlettes n'est pas invariante par translation [91] Cela fait apparaître des artefacts de pseudo-Gibbs autour des singularités.

5.3. Phénomène de Pseudo Gibbs :

Lors de l'analyse d'une fonction dérivable par morceaux, il apparaît parfois une déformation du signal, connue sous le nom de *phénomène de Gibbs*. Ce phénomène est un effet de bord qui se produit à proximité d'une discontinuité, Josiah Willard Gibbs montra que le phénomène était d'origine mathématique et se produisait dans des conditions très générales [93], en quelque sorte, il représente un « défaut d'approximation », En 1906, Maxime Bôcher donna la première interprétation satisfaisante du phénomène auquel il donna le nom de phénomène de Gibbs.

Afin de pallier à ce problème, Cunha et al. ont proposé une nouvelle transformée appelée transformée en Contourlettes non sous-échantillonnée (Nonsampled Contourlet Transform, NSCT)

Notre objectif étant d'investiguer le potentiel de la transformée en contourlettes non sous-échantillonnée (NSCT) dans l'amélioration des résultats de la fusion, nous commencerons par donner une représentation de la transformée en contourlettes, puis de donner les différentes améliorations apportées par la transformée en contourlettes non sous-échantillonnée (NSCT).

5.4. La transformée en contourlette Non sous-échantillonnée:

The Non Subampled Contourlet Transform (NSCT) en français la transformée en contourlette Non sous-échantillonnée introduite récemment par Cunha, Zhou, et Do [94] NSCT est une version invariante par translation de la transformée en Contourlettes, elle construit en combinant une

décomposition pyramidale non sous échantillonnée et des bancs de filtres directionnels non sous échantillonnés.

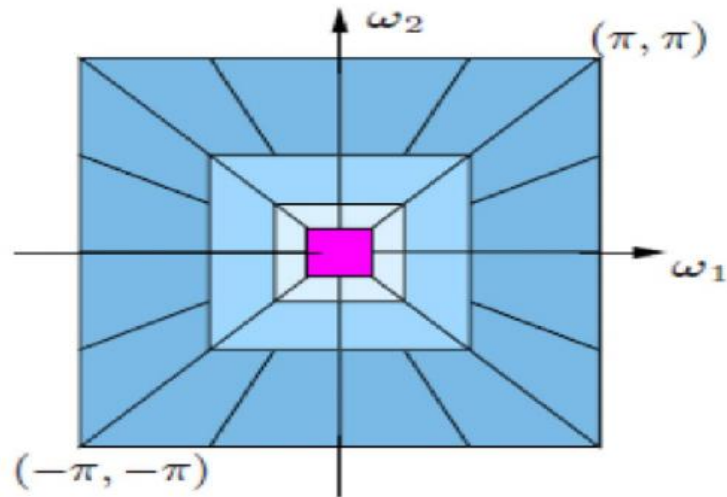


Figure 2.6 : la répartition fréquentielle de la NSCT

5.4.1. Pyramide non-sous-échantillonnée :

La décomposition multi-échelle de la NSCT est réalisée par une structure de filtrage invariant au décalage, qui réalise une décomposition de sous bande similaire à celle de la pyramide laplacienne, en employant des bancs de filtres bidimensionnels non sous-échantillonnés à deux canaux.

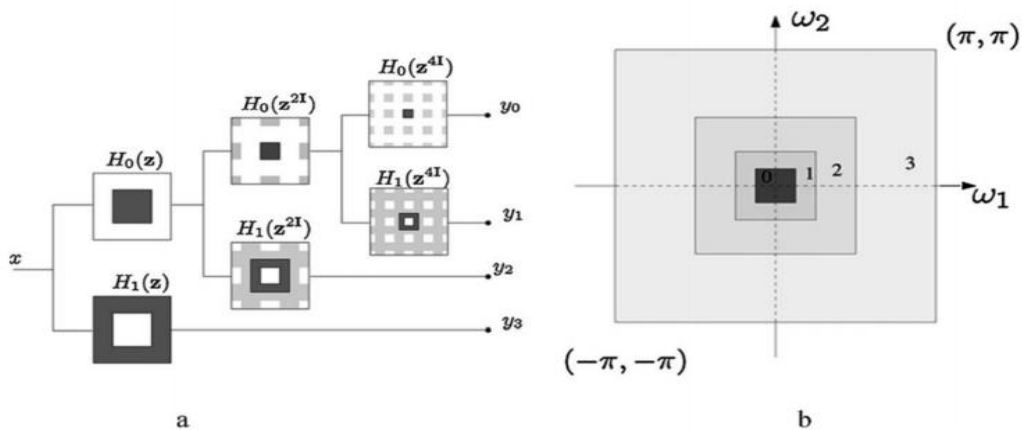


Figure 2.7: schéma de décompositions non sous-échantillonnées, (a)trois niveaux de décomposition par un filtre pyramide, (b) représentation fréquentielle

5.4. 2. Banc de filtres directionnels non-sous-échantillonnés :

Après la décomposition en sous-bandes passe haut et passe bas par la pyramide non-souséchantillonnée, les bancs de filtres directionnels (DFB) non sous-échantillonnés décomposent la sous bande passe haut en plusieurs sous-bandes directionnelles, en appliquant de manière appropriée des filtres bidimensionnels non sous-échantillonnés a deux-canaux de type quinconce pour la décomposition chaque niveau passe haut en un nombre de bandes directionnelles, capturant ainsi des informations directionnelles ou orientées.

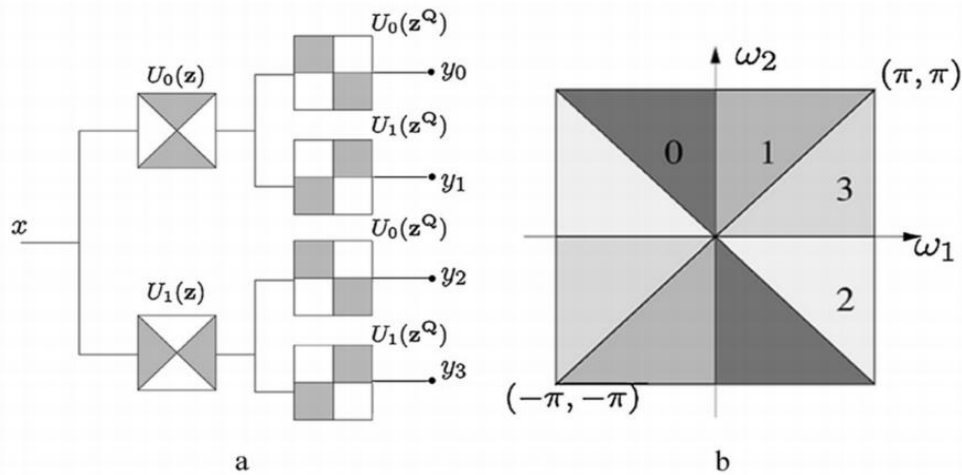


Figure 2.8 : bancs de filtres directionnels non sous-échantillonnés, (a) structure de

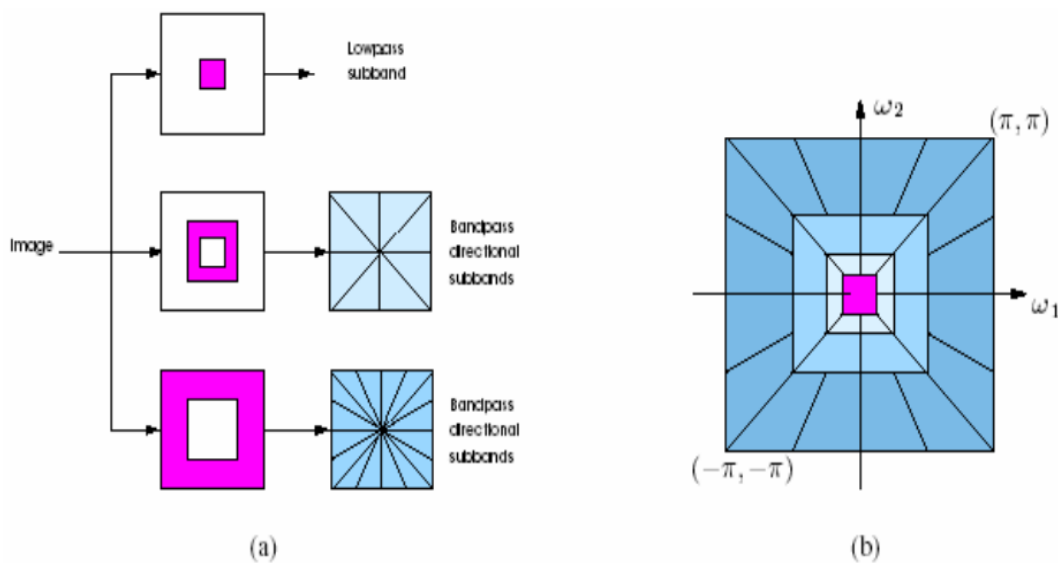


Figure 2.9 : schéma complet de la décomposition par la NSCT, (a) les deux étages de la décomposition par la NSCT, (b) représentation fréquentielle

5.5. Le processus de la fusion par la NSCT:

C'est le même principe que la transformée en ondelette, premièrement les deux images sont décomposées, puis les coefficients de décomposition sont combinés et la nouvelle image est obtenue par la NSCT inverse des coefficients fusionnés. La fusion par la méthode NSCT comporte les opérations suivantes :

- Décomposition des deux images source A et B par la transformée en contourlet non sous-échantillonnée.
- Fusion des coefficients d'approximations et de détails de l'image A et B suivant une règle de fusion (min, max, moyenne ...).
- Application de la transformée en contourlette non sous-échantillonnée inverse aux coefficients d'approximation et de détails fusionnés pour reconstruire l'image résultat.

La figure 3.16 illustre le processus de la fusion par la NSCT.

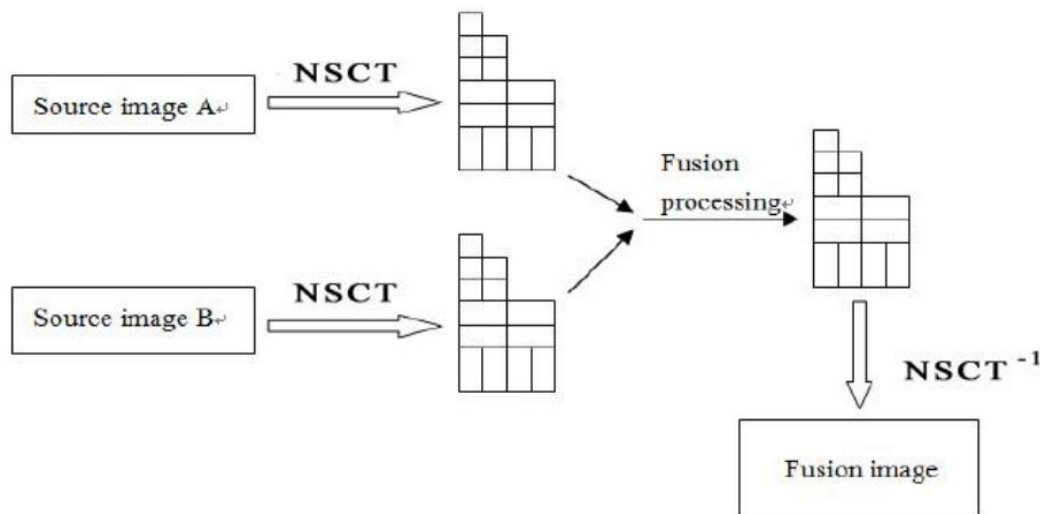


Figure 2.10 : processus de la fusion par la NSCT.

6. réseaux de neurones à impulsion couplée (PCNN) :

6.1. Le neurone formel :

Les neurones formels (ou perceptrons) de McCulloch et Pitts sont des automates élémentaires dont le mode de fonctionnement s'inspire de celui des neurones biologiques. Les motivations de ces réseaux se résument en deux principaux : d'une part la modélisation du cerveau, et d'autre part la réalisation d'algorithmes et de machines spécialisées dans des tâches de reconnaissance des formes par exemple, dont les performances pourraient être supérieures à celles des algorithmes et ordinateurs classiques. Le domaine des réseaux de neurones s'est développé durant les années quatre-vingt. [95]

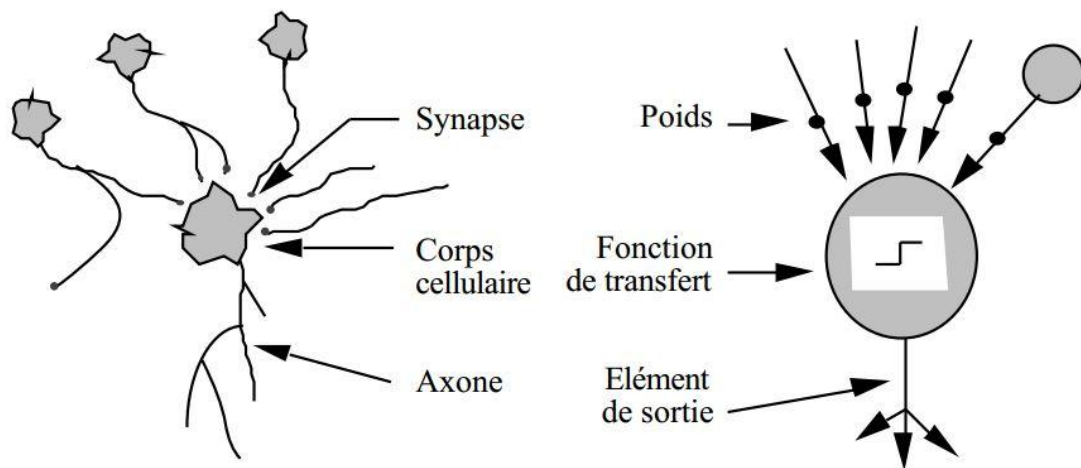


Figure 2.11: Mise en correspondance neurone biologique / neurone artificiel

Afin d'éclaircir et bien situé notre approche dans le domaine de réseaux de neurones, nous présentons la topologie, les types et le mode d'apprentissage de ces derniers. Nous donnons aussi la contribution de réseaux de neurones en fusion d'images.

a) : Le Comportement

On distingue deux phases. La première est habituellement le calcul de la somme pondérée des entrées selon l'expression suivante :

$$x = \sum (w_i * e_i)$$

Avec :

e_i : Les entrées de neurones

w_i : Les poids synaptiques

A partir de cette valeur, une fonction de transfert (fonction d'activation) calcule la valeur de l'état du neurone. C'est cette valeur qui sera transmise aux neurones avals. Il existe de nombreuses formes

possibles pour la fonction de transfert. Les plus courantes sont présentées sur la figure 2.12. On remarquera qu'à la différence des neurones biologiques dont l'état est binaire, la plupart des fonctions de transfert sont continues, offrant une infinité de valeurs possibles comprise dans l'intervalle $[0, +1]$ (ou $[-1, +1]$).

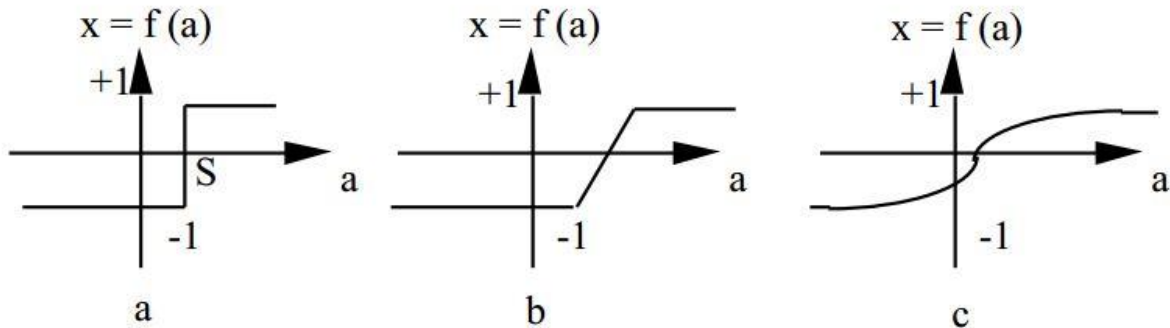


Figure 2.12 : Différents types de fonctions de transfert pour le neurone artificiel, a : fonction à seuil (S , la valeur du seuil), b : linéaire par morceaux, c : sigmoïde.

Nous constatons que les équations décrivant le comportement des neurones artificiels n'introduisent pas la notion de temps. En effet, et c'est le cas pour la plupart des modèles actuels de réseaux de neurones, nous avons affaire à des modèles à temps discret, synchrone, dont le comportement des composants ne varie pas dans le temps.

6.2. Les Réseaux de neurones :

Un réseau de neurone formel est constitué d'un grand nombre de cellules de base interconnectées, il peut être défini par [96]:

- Un ensemble de neurone du même type : nœud.
- Un ensemble de connections pondérées entre les nœuds : connaissances.
- Un seuil associé à chaque nœud.
- Une fonction de transfert f qui peut être à seuil, linéaire par morceau, sigmoïde ou dans certaines applications une tangente hyperbolique.

On peut entraîner un réseau de neurone pour une tâche spécifique en ajustant les valeurs des connections (ou poids) entre les éléments (neurone).

6.2.3. La Structure d'interconnexion de neurones

Les connexions entre les neurones qui composent le réseau décrivent la topologie du modèle. Elle peut être quelconque, mais le plus souvent il est possible de distinguer une certaine régularité.

- **Perceptron monocouche :**

La structure d'un réseau monocouche est telle que des neurones organisés en entrée soient entièrement connectés à d'autres neurones organisés en sortie par une couche modifiable de poids. [98]

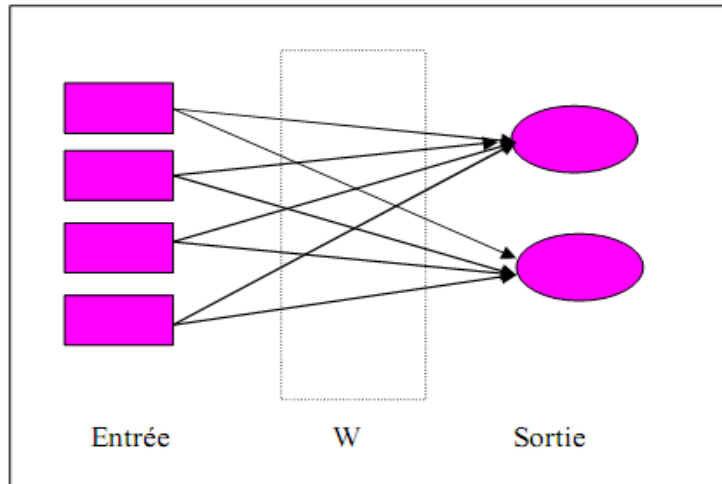


Figure2.13 : Architecture d'un perceptron mono couche.

- **Perceptron multicouche :**

Les neurones sont arrangés par couche. Il n'y a pas de connexion entre neurones d'une même couche, et les connexions ne se font qu'avec les neurones de couches avales. Habituellement, chaque neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante et celle-ci seulement. Ceci nous permet d'introduire la notion de sens de parcours de l'information (de l'activation) au sein d'un réseau et donc définir les concepts de neurone d'entrée, neurone de sortie. Par extension, on appelle couche d'entrée l'ensemble des neurones d'entrée, couche de sortie l'ensemble des neurones de sortie. Les couches intermédiaires n'ayant aucun contact avec l'extérieur sont appelées couches cachées.

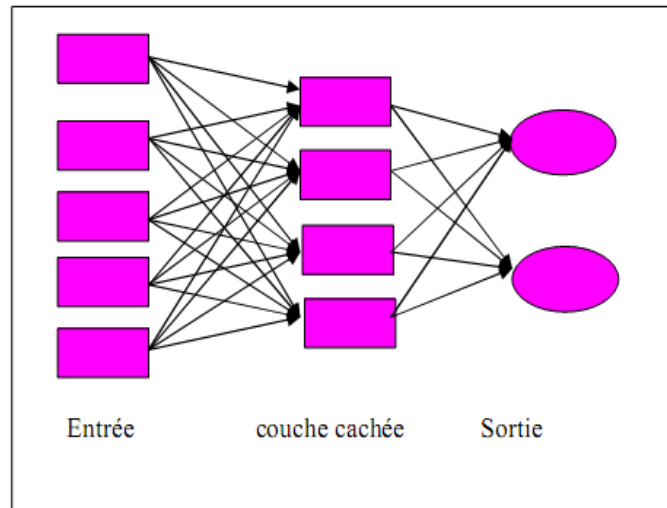


Figure 2.14 : architecture multicouche.

6.2.2. Algorithme d'apprentissage :

Une fois l'architecture d'un réseau de neurones choisie, il est nécessaire d'effectuer un apprentissage pour déterminer les valeurs des poids permettant à la sortie du réseau de neurones d'être aussi proche que possible de l'objectif fixé et il peut se faire de différentes manières et selon différentes règles.

a. Apprentissage d'un perceptron monocouche :[98]

Rosenblatt a développé un algorithme d'apprentissage pour déterminer les poids des connexions et la valeur du seuil pour un ensemble de descripteur en entrées.

A noter que le perceptron n'apprend, au sens de "modifie ses poids", que si l'erreur entre la sortie désirée et la sortie réelle est différent de 0. Rosenblatt a montré par ailleurs que si le problème était linéairement séparable, alors l'algorithme proposé convergeait en un nombre fini d'itérations, c'est ce que l'on appelle le *théorème de convergence de l'erreur*.

Algorithme :

1. Initiation des poids ω et des seuils θ d'une manière aléatoire.
2. Activation de la sortie.
3. La mise à jour des poids ω et des seuils θ :

$$\omega_j(t + 1) = \omega_j(t) + \alpha(d - y)x_j$$

Avec :

D : sortie désirée.

Y : sortie réelle.

X : l'entrée.

Alpha : le pas d'apprentissage.

b. Apprentissage d'un perceptron multicouche :

Dans le cas d'un perceptron quelconque à N couches, on observe deux différences par rapport à l'étude précédente :

- les fonctions d'activation de chaque couche ne sont pas forcément linéaires.
- les données qui permettent la correction ne concernent que la sortie de la dernière couche (couche de sortie).

Il va alors falloir trouver un moyen de corriger les couches une par une en partant de la dernière et en remontant pas à pas jusqu'à la première. C'est en quoi consiste la méthode de rétro-propagation du gradient.

L'algorithme de rétro-propagation a été développé en particulier par Rumelhart et Parkenet le Cun en 1985 [98]. Cet algorithme repose sur la minimisation de l'erreur quadratique entre les sorties calculées et celles souhaitées.

Le terme rétro-propagation du gradient provient du fait que l'erreur calculée en sortie est transmise en sens inverse vers l'entrée.

L'apprentissage permet aux réseaux de neurones de réaliser des tâches complexes dans différents types d'application (classification, identification, reconnaissance de caractères, de la voix, vision, système de contrôle...). Ces réseaux de neurones peuvent souvent apporter une solution simple à des problèmes encore trop complexes ne pouvant être résolus rapidement par les ordinateurs actuels (puissance de calcul insuffisante) ou par notre manque de connaissances.

Il existe deux grandes catégories de réseaux : [98]

Les réseaux à apprentissage supervisé dans lesquels le système apprend à reconnaître des formes à partir d'un échantillon d'apprentissage qui associe les modalités portées par les variables censées caractériser une forme, et la forme elle-même. Sur cet échantillon les résultats correspondant aux divers ensembles d'informations.

Les réseaux à apprentissage non supervisé, qui sont utilisés lorsque l'utilisateur du réseau n'est pas en mesure de présenter au système un échantillon mettant en regard une somme d'informations et la forme qu'elle est censée représenter. Le réseau s'auto-organise de façon à découvrir des formes récurrentes dans les informations qu'il reçoit, mais il le fait sans aide extérieure, contrairement aux réseaux à apprentissage supervisé. Le plus connu de cette catégorie de réseaux est celui de Kohonen(1984).

6.3. Les modèles impulsionsnels de réseaux de neurones :

Un modèle impulsionsnel est un modèle dont l'objet est d'écrire la série d'impulsions générée par un neurone, une impulsion étant considérée comme instantanée et binaire. Autrement dit, la «sortie» du modèle est une suite d'instant, L'objet du modèle est décrire les séries d'impulsions produites en fonction de l'entrée. [97]

6.3.1. Réseaux de neurones à Impulsion couplés (PCNN) : [98]

Inspiré d'un modèle de neurone biologique d'Eckhorn, Johnson a proposé l'architecture du réseau de neurones à Impulsion couplés (PCNN) [99].

Un PCNN est un réseau bidimensionnel constitué d'une couche d'entrée, d'une couche de liaison et d'un générateur d'impulsions.

Le neurone reçoit les signaux d'entrée d'alimentation et de la liaison. L'alimentation est l'entrée principale de la zone sensible du neurone qui est constitué par des pixels voisins du pixel mis en jeu lors du traitement. La liaison est l'entrée secondaire de connexions latérales avec les neurones voisins. La différence entre les deux entrées est que les connexions d'alimentation aient un temps de réponse faible par rapport à la liaison.

Ces modèles ne possèdent pas d'algorithme d'apprentissage adapté. Ainsi, les poids sont souvent fixés a priori par l'utilisateur pour chaque tâche particulière.

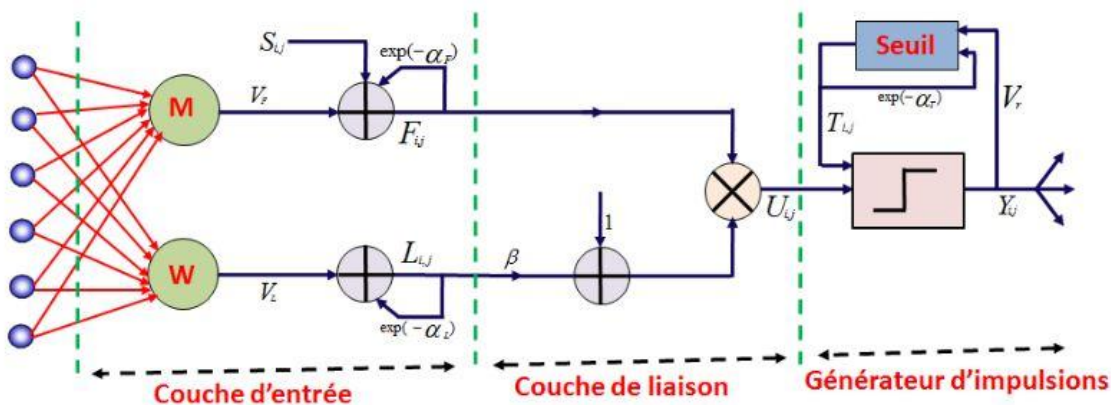


Figure 2.15 : structure d'un PCNN

6.3.2. Le PCNN dans la fusion d'image :

Chaque neurones dans le réseau correspond à un pixel (dans le domaine spatial) ou bien à un coefficient (dans le domaine de décomposition multi-échelle (MSD)) de l'image d'entrée et reçoit des

informations de couleur (texture, intensité ...) de son pixel correspondant comme une stimulation externe. Chaque neurone se connecte également avec ses neurones voisins, et reçoit aussi une stimulation locale de leur part. Les stimulations externes et locales sont combinées dans un système d'activation interne, qui accumule les stimulations jusqu'à ce qu'il dépasse un seuil dynamique (17), résultant en un signal de sortie (0 ou 1) (matrice de 0 et 1 dont la taille est équivalent au image source dans le domaine spatial ou dans le domaine MSD). Par l'intermédiaire de calcul itératif, les neurones de PCNN produisent une série temporelle d'impulsion qui contient des informations d'images d'entrée. [100]

7. La méthode hybride de la fusion d'image par la NSCT- SF – PCNN :

NSCT est utilisé comme méthode de décomposition multi échelle (MSD) pour fournir une meilleure représentation des contours que les ondelettes et elle surmonte des phénomènes de Pseudo-Gibbs autour de singularités de contourlet, et comme le système visuel humain est sensible au la géométrie , les contours , les traits,... l'utilisation unique des coefficients pour motiver le PCNN est assez insuffisant , donc au lieu d'utiliser PCNN directement dans le domaine de contourlet, la fréquence spatiale (SF) est utilisé pour motiver les neurones dans le PCNN et donc générer les impulsions neuronal [101].

La SF en Domaine NSCT est définie par l'équation (13).

$$S_{ij}^{l,k} = \sum_{i \in M, j \in N} (I_{ij}^{l,k} - I_{i-1,j}^{l,k})^2 + (I_{ij}^{l,k} - I_{ij-1}^{l,k})^2 \quad (13)$$

Avec :

$I_{ij}^{l,k}$ Représente le coefficient de sous band dans la position (i, j)

L est le niveau de décomposition

K est le sous band

SF est mesurée à l'aide de la fenêtre glissante des coefficients de sous-bandes. Il mesure l'activité de la fenêtre des coefficients de sous- bandes via l'énergie de gradient en lignes et colonnes. SF de chaque sous-bande est saisie à PCNN pour motiver les neurones et donc générer des impulsions de neurones avec (18).

Le modèle PCNN est régit par une suite d'équations :

$$F_{ij}^{l,k} (n) = S_{ij}^{l,k} \quad \dots\dots (14)$$

$$L_{ij}^{l,k} (n) = e^{-\alpha L} L_{ij}^{l,k} (n-1) + V_L \sum_{pq} W_{ij,pq}^{l,k} Y_{ij,pq}^{l,k} (n-1) \quad \dots\dots\dots (15)$$

$$U_{ij}^{l,k}(n) = F_{ij}^{l,k}(n) * (1 + \beta L_{ij}^{l,k}(n)) \dots\dots\dots(16)$$

$$\theta_{ij}^{l,k}(n) = e^{-\alpha\theta} \theta_{ij}^{l,k}(n-1) + V_{\theta} Y_{ij}^{l,k}(n-1) \dots\dots\dots(17)$$

$$Y_{ij}^{l,k}(n) = \begin{cases} 1, & \text{si } U_{ij}^{l,k}(n) > \theta_{ij}^{l,k}(n) \\ 0, & \text{autre} \end{cases} \dots\dots\dots(18)$$

$$T_{ij}^{l,k}(n) = T_{ij}^{l,k}(n-1) + Y_{ij}^{l,k}(n) \dots\dots\dots(19)$$

Ou $S_{i,j}$ représente le stimuli d'entrée tel le niveau de gris d'un pixel (i,j) dans une image
 Dans le model mathématique de PCNN dans l'équation (14) l'entrée d'alimentation $F_{ij}^{l,k}$ est égale a la fréquence spatiale (SF) .l'entrée de la liaison $L_{ij}^{l,k}(n)$ est égale à la somme des impulsions neuronal. $W_{ij,pq}^{l,k}$ Est la force de gain synaptique et les indices q et p représente la taille de la couche de liaison dans le PCNN.

α_L Est le constant d'atténuation. V_L Et V_{θ} sont le gain d'amplitude. β est la force de liaison. $U_{ij}^{l,k}(n)$ Est l'activité interne totale. $\theta_{ij}^{l,k}$ Est le seuil dynamique. n indique le nombre d'itération.

Si $U_{ij}^{l,k}(n)$ est plus grand que $\theta_{ij}^{l,k}$ puis, le neurone va générer une impulsion = 1, En fait, la somme de $Y_{ij}^{l,k}(n)$ est défini comme (19) pour représenter les informations de l'image.

Au lieu de $Y_{ij}^{l,k}(n)$ on analyse souvent $T_{ij}^{l,k}(n)$ qui est défini par (19), parce que les coefficients voisins avec une géométrie similaires possède des impulsions similaires dans un temps d'itération donnée.

7.1. L'algorithme de la méthode NSCT- SF – PCNN:

- 1) décomposer les images source en sous-bandes via NSCT.
- 2) mesurer la SF des coefficients de sous-bandes comme (13) avec la fenêtre glissante
- 3) SF chaque de sous-bandes sont entrés à PCNN pour motiver les neurones et générer des impulsions de neurones avec (14). Puis, le temps d'impulsion $T_{ij}^{l,k}(n)$ est calculé avec (19).
- 4) générer la matrice de décision $D_{ij}^{l,k}(n)$ avec l'équation (20), puis sélectionnez les coefficients avec (21), ce qui signifie que les coefficients avec un grand temps d'impulsion ont été sélectionnés comme les coefficients de l'image fusionnée.

$$D_{ij}^{l,k}(n) = \begin{cases} 1, & \text{si } T_{1,ij}^{l,k}(n) \geq T_{2,ij}^{l,k}(n) \\ 0, & \text{si } T_{1,ij}^{l,k}(n) < T_{2,ij}^{l,k}(n) \end{cases} \dots\dots(20)$$

$$x_{F,ij}^{l,k} (n) = \begin{cases} x_{1,ij}^{l,k} , & \text{si } D_{1,ij}^{l,k} (n) = 1 \\ x_{2,ij}^{l,k} , & \text{si } D_{1,ij}^{l,k} (n) = 0 \end{cases} \quad \dots\dots (21)$$

Avec :

$x_{F,ij}^{l,k}$, $x_{1,ij}^{l,k}$, $x_{2,ij}^{l,k}$ Désignent les coefficients de l'image fusionnée et les coefficients de deux images source respectivement.

5) utiliser les coefficients de sortie sélectionnée dans (21) pour reconstruire l'image fusionnée via NSCT inverse.

Le schéma de l'algorithme de NSCT-SFPCNN proposé est illustré à la Fig. ci-dessous

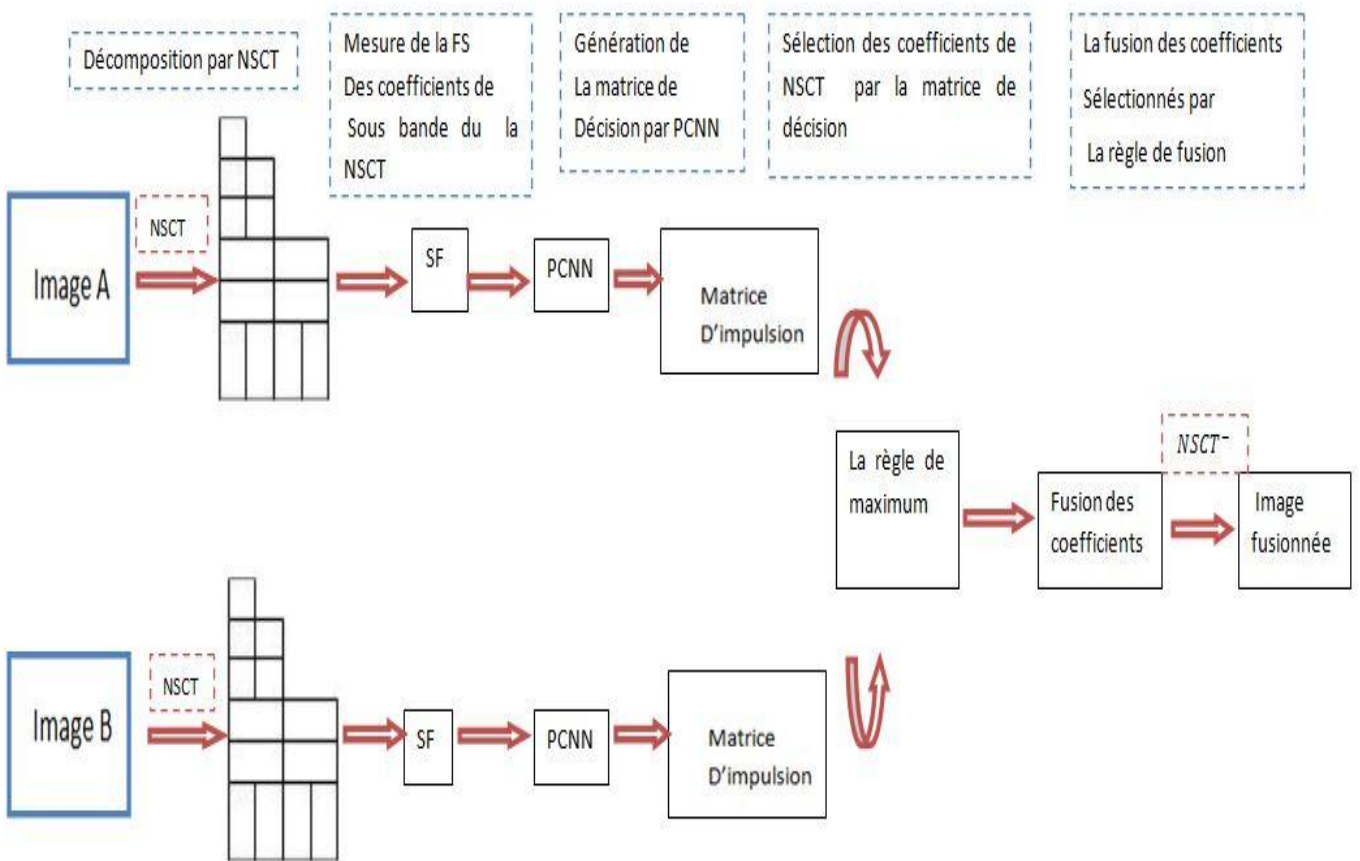


Figure 2.16: l'algorithme de la fusion d'image par NSCT-FS-PCNN

8. La qualité de fusion : [102]

Une bonne qualité d'image dit un bon diagnostic, pour cette raison tous les L'utilisateur en imagerie médicale cherchant de Produire une image de bonne qualité. Cependant, la notion de qualité des produits de fusion est difficile à appréhender puisque chaque auteur possède sa propre vision de la définition d'une image fusionnée de bonne qualité, un utilisateur qui souhaite procéder à un post-traitement de type classification, n'aura pas les mêmes critères d'évaluation du produit fusionné qu'un autre utilisateur appliquant un algorithme de détection de cible

Pour la fusion de bas niveau (au niveau de pixel) dans laquelle nous nous plaçons notre étude, il existe quelques conditions génétiques qui peuvent être imposées dans les résultats de fusion :

- L'image fusionnée doit préserver toutes les informations pertinentes contenues dans les images source aussi étroitement que possible.
- Ni le processus de fusion, ni aucune autre étape ultérieure de traitement d'images ne doivent introduire des objets indésirables ou artefact, qui peuvent tromper l'observateur humain.
- Dans l'image fusionnée, les caractéristiques non pertinentes et les bruits doivent être supprimés à un degré maximum.

La qualité de fusion se rapporte à la qualité spatiale et spectrale des images. Les méthodes de fusion d'image visent à augmenter la résolution spatiale des images multi-spectrales tout en préservant leur contenu spectral original. L'évaluation de qualité de l'image fusionnée est basée sur une analyse visuelle et une analyse quantitative.

8.1. ANALYSE VISUELLE :

L'analyse visuelle permet de localiser et d'identifier des défauts. Ces défauts peuvent affecter la qualité image (trop de piqué, aspect pixellisé ...), ou la géométrie (déformation d'éléments linéaires, bavé des contours, agrégation d'objets ...) ou encore la radiométrie (saturation des couleurs, couleur dominante, dynamique ...). Cette analyse est nécessaire pour vérifier la qualité des images obtenues par la fusion, en effet, bien que le système visuel humain diffère d'un individu à un autre mais on peut voir l'injection des structures par une netteté accrue de l'image, et préservation de l'information

8.2. ANALYSE QUANTITATIVE :

Dans la théorie de l'information, chaque point (pixel) d'une image est considéré comme une variable aléatoire dont les valeurs sont des entiers de l'intervalle [0, 255].

Pour analyser la Quantité d'information dans l'image fusionnée nous utilisons Les paramètres d'évaluations (statistiques) Suivantes :

L'entropie IE, la fréquence spatiale SF, Coefficient de corrélation CC, la déviation standard STD et l'information mutuelle MI.

- **L'entropie de l'information IE :**

En anglais information Entropy est un critère qui mesure le degré d'information dans l'image, plus l'IE est grande, plus l'image diffuse d'information

$$EN = -\sum_{i=0}^{L-1} P_f(i) \log_2 P_f(i) \dots (22)$$

Avec p_f le rapport du nombre de pixels avec la valeur de niveau de gris a_i sur le nombre total de pixels.

- **Coefficient de corrélation CC :**

Il décrit le degré de corrélation entre deux images. Plus le CC est proche de 1, plus le degré de corrélation est élevé. Pour deux images A et B, avec $x_{i,j}, x'_{i,j}$ les valeurs de pixels respectivement, et $\mu(A), \mu(B)$ les valeurs moyennes correspondantes

$$CC = \frac{\sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^M (x_{i,j} - \mu(A))(x'_{i,j} - \mu(B))}{\sqrt{\sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^M (x_{i,j} - \mu(A))^2 (x'_{i,j} - \mu(B))^2}} \dots (23)$$

- **Fréquence spatiale (Spatial Fréquence SF) :**

Elle mesure l'activité totale et le niveau de clarté d'une image, une valeur importante signifie que le résultat de fusion est bon.

$$SF = \sqrt{RF^2 + CF^2} \dots (24)$$

$$RF = \sqrt{\frac{1}{N(M-1)} + \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-2} (F(i, j+1) - F(j, i))^2} \dots (25)$$

$$CF = \sqrt{\frac{1}{N(M-1)} + \sum_{i=0}^{M-2} \sum_{j=0}^{N-1} (F(i+1, j) - F(j, i))^2} \dots (26)$$

- **Déviatiion Standard STD :**

la STD est la racine carrée de la variance (écart-type), la variance d'une image reflète le degré de dispersion entre les valeurs de niveaux de gris et la valeur moyenne de niveaux de gris, plus la STD est grande, plus il y a de dispersion

$$STD = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} F(i,j)}{NM}} \dots (27)$$

- **Information mutuelle (Mutual information MI) :**

L'information mutuelle est la quantité d'information d'une image contenue dans une seconde image. Ainsi, lorsque l'information mutuelle entre deux images est au maximum, elles sont considérées comme identiques. Le plus à une seconde image peut donc se faire en maximisant leur information mutuelle.

Compare entre l'image source et l'image fusionnée plus la valeur est petite plus la relation entre les 2 images est inexistante.

$$MI = \sum_{a,f} P_{AF(a,f)} \log \frac{P_{AF(a,f)}}{P_A(a)P_F(f)} \dots (28)$$

Avec $P_{AF(a,f)}$ est L'histogramme conjoint de l'image fusionné F et l'image source A.

9. Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons présenté une approche de la fusion d'image basée sur l'hybridation entre la NSCT, la fréquence spatiale et les réseaux de neurones à impulsion couplée (PCNN).

La technique de fusion d'image a été proposée en combinant les caractéristiques des algorithmes de la NSCT, la FS et le PCNN, La NSCT est utilisé comme une méthode de décomposition multi échelle (MSD) pour fournir une meilleure représentation de l'information géométrique de l'image (contours).

La fréquence spatiale (SF) a été introduite dans le domaine de NSCT pour motiver le PCNN.

Les coefficients de sous-band générer par la NCST et sélectionner par le PCNN (il réagit comme un filtre non linéaire) seront être fusionner dans une même image.

Dans le chapitre suivant nous allons montrer les performances de notre algorithme dans la fusion des images médicales.

Chapitre III :

**IMPLEMENTATIONS ET
RESULTATS**

1. Introduction :

Le développement de systèmes hybrides pour améliorer la qualité de la fusion d'image a acquis une énorme popularité parmi les chercheurs. Parmi lesquels la fusion hybride en utilisant la NSCT, le PCNN et la SF.

Pour montrer l'efficacité de notre approche, on va commencer d'implémenter les méthodes de la fusion basent sur la transformée en Ondelette et la transformée en NSCT sur sept couples d'images médicales, puis on va implémenter la méthode hybride basé sur la NSCT plus le PCNN et La fréquence spatiales SF sur les mêmes couples d'images.

Remarque : Les résultats de la fusion dans cette partie (Implémentation et résultats) sont obtenus par ^[1] dont le processeur est ^[2]

La source de la base de données utilisée est : 3w.ge médical .système

2. Implémentation des ondelettes sous Matlab :

Premièrement on va commencer par répondre à certaines problématiques liées à la fusion d'image par la méthode de la transformée en ondelettes :

- la première concerne le choix d'ondelette : avec qu'elle ondelette on va décomposer nos images
- la seconde sur le niveau de décomposition : à quel niveau de décomposition doit-on s'arrêter Tout d'abord nous allons essayer de déterminer l'ondelette qui nous donne les meilleurs résultats, pour cela nous avons pris plus de 20 ondelettes appartenant à 4 familles différentes et l'ondelettes de Meyer que nous avons appliqué sur un couple d'image IRM/PET le plus représentatif de notre petite base de données.

L'analyse des résultats obtenus est faite avec 5 paramètres différents à savoir l'entropie IE, corrélation, la fréquence spatiale SF, la déviation standard STD et l'information mutuelle MI (tableaux 3.1, 3.2, 3.3, 3.4, 3.5, 3.6).

Par la suite nous avons sélectionnée la meilleure ondelette de chaque famille.

La figure montre le couple d'image IRM/PET utilisé pour la détermination des ondelettes de chaque famille.

^[1] MATLAB 7.6.0 (R2008a)

^[2] Intel(R) Pentium(R) cpu B980@ 2.40GHZ 2.40GHZ

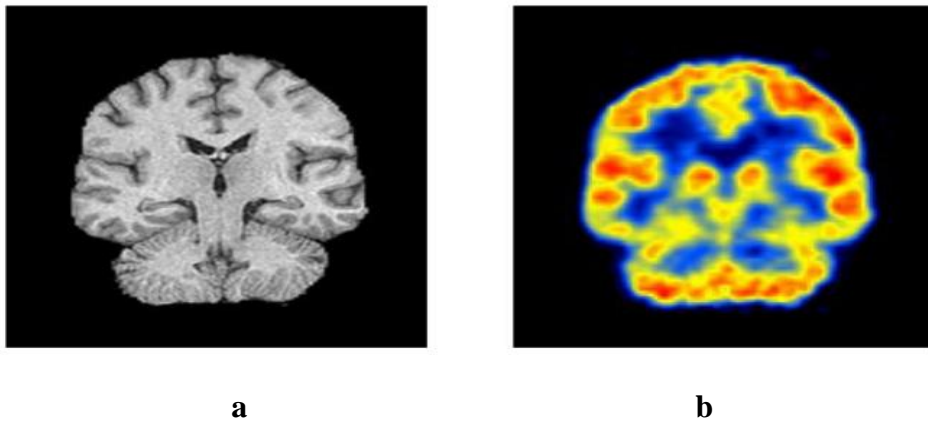


Figure 3.1 : couple(G) utilisé pour la détermination de type d'ondelettes, (a) IRM, (b) PET

	IE	CC	STD	SF	MI
Db1	3.9987	0.9320	66.8989	17.1440	3.3348
Db2	3.9086	0.9328	66.6777	15.5220	3.2879
Db3	3.9453	0.9329	66.6479	15.1259	3.3169
Db4	3.9601	0.9329	66.6253	14.8809	3.3327
Db5	3.9935	0.9330	66.6172	14.7203	3.3639
Db6	4.0227	0.9331	66.6029	14.6044	3.3800
Db7	4.0303	0.9331	66.5982	14.5578	3.3757
Db8	4.0228	0.9330	66.5943	14.5675	3.3594
Db9	4.0130	0.9330	66.5852	14.5979	3.3449
Db10	4.0107	0.9330	66.5761	14.6396	3.3323
Db11	4.0121	0.9330	66.5728	14.6486	3.3285
Db12	4.0191	0.9330	66.5688	14.6172	3.3370
Db13	4.0383	0.9330	66.5660	14.5666	3.3469

Tableau 3.1 : la famille daubechies

	IE	CC	STD	SF	MI
Sym1	3.9987	0.9320	66.8989	17.1440	3.3348
Sym2	3.9086	0.9328	66.6777	15.5220	3.2879
Sym3	3.9453	0.9329	66.6479	15.1259	3.3169
Sym4	4.0259	0.9330	66.6233	14.6446	3.4022
Sym5	3.9642	0.9330	66.6509	14.6313	3.3352
Sym6	4.0228	0.9330	66.6211	14.5563	3.3989

CHAPITRE III : IMPLEMENTATION ET RESULTATS

Sym7	3.9558	0.9331	66.6495	14.7241	3.3202
Sym8	4.0222	0.9330	66.6186	14.5236	3.3977
Sym9	3.9688	0.9330	66.6383	14.5270	3.3417
Sym10	4.0230	0.9330	66.6136	14.5000	3.3954
Sym11	3.9650	0.9332	66.6327	14.5982	3.3199
Sym12	3.9641	0.9331	66.6348	14.5682	3.3270
Sym13	3.9856	0.9329	66.6388	14.5179	3.3475
Sym14	3.9630	0.9330	66.6317	14.5519	3.3293
Sym15	3.9768	0.9331	66.6200	14.5653	3.3286

Tableau 3.2 : la famille Symlet

	IE	CC	STD	SF	MI
rBior1.1	3.9987	0.9320	66.8989	17.1440	3.3348
rBior1.3	3.9851	0.9330	66.8467	14.7347	3.3539
rBior1.5	3.9837	0.9328	66.8800	14.5951	3.3559
rBior2.2	4.0742	0.9302	67.3042	17.4151	3.3760
rBior2.4	4.0500	0.9313	67.2493	16.0044	3.3799
rBior2.6	4.0535	0.9314	67.2496	15.6982	3.3852
rBior2.8	4.0656	0.9314	67.2522	15.5924	3.3906
rBior4.4	4.0061	0.9327	66.3788	15.2363	3.3745
rBior5.5	3.8817	0.9335	65.5608	14.9332	3.2871
rBior6.8	4.0405	0.9328	66.7228	14.8397	3.3980

Tableau 3.3 : la famille Reverse Biorthogonal

	IE	CC	STD	SF	MI
Coif1	4.0627	0.9328	66.6545	15.0807	3.4208
Coif2	4.0270	0.9330	66.6222	14.6386	3.4040
Coif3	4.0231	0.9331	66.6186	14.5394	3.4015
Coif4	4.0236	0.9331	66.6162	14.5006	3.3978
Coif5	4.0269	0.9331	66.6149	14.4786	3.3943

Tableau 3.4 : la famille Coiflets

	IE	CC	STD	SF	MI
Dmey	4.0494	0.9331	66.6021	14.4296	3.3851

Tableau 3.6 : l'ondelette discret de meyer

Maintenant qu'on a réduit le nombre d'ondelette à 5 (une de chaque famille), on applique ces ondelettes sélectionnées sur l'ensemble de notre base de données figure tout en analysant les résultats obtenus pour ne sélectionner à la fin qu'une seule ondelette avec laquelle nous allons travailler dans la suite de ce chapitre.

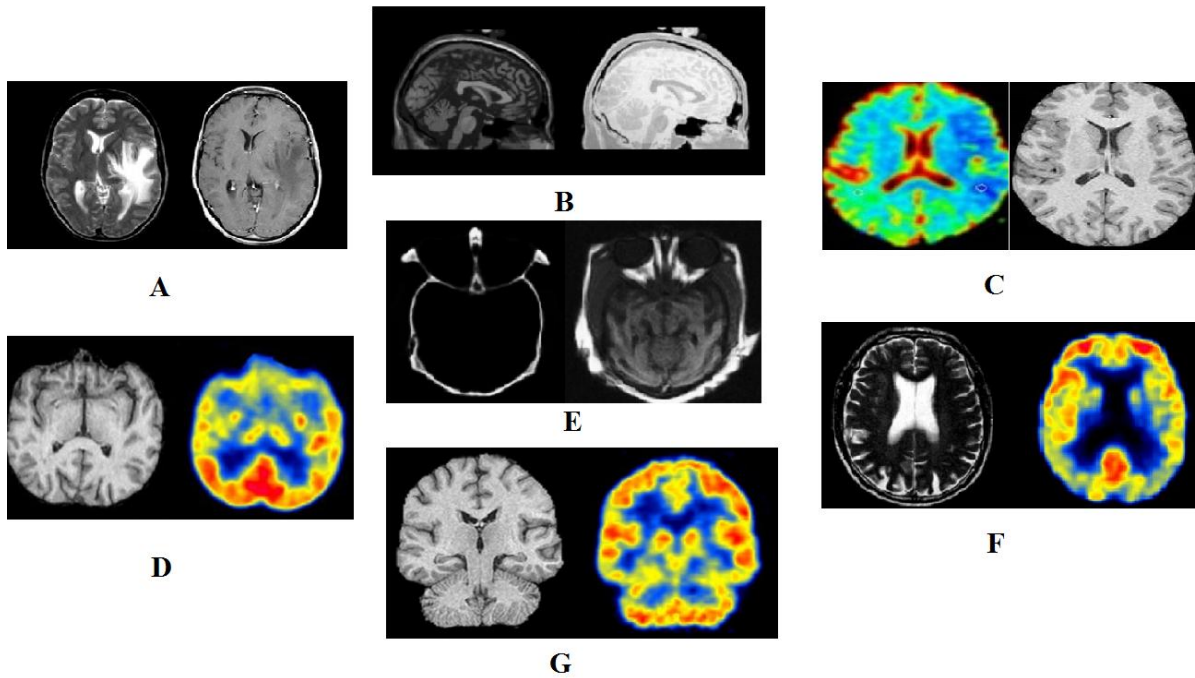


Figure 3.2: les différents couples d'images (mono- et multi- modale) utilisés

couples d'images	Méthodes	Paramètres d'évaluation					Temps de calculs (s)
		IE	CC	STD	SF	MI	
Couple (A)	Db1	4.4500	0.8442	47.5140	13.0675	4.0236	1.099643
	Sym4	4.4401	0.8427	47.3885	10.0865	4.1723	1.148545
	Coif1	4.4833	0.8424	47.3725	10.6909	4.1595	1.363734
	Rbio2.2	4.5299	0.8395	47.6180	12.6024	4.1011	1.124095
	Dmey	4.4385	0.8426	47.3929	9.7436	4.2088	1.827083
Couple (B)	Db1	4.3662	0.8738	36.8623	16.0409	4.0107	0.558709
	Sym4	4.3484	0.8766	36.8070	13.4226	4.0953	0.578327
	Coif1	4.3935	0.8760	36.7520	13.8799	4.0833	0.606988
	Rbio2.2	4.3941	0.8712	36.8358	15.6826	4.0074	0.752222
	Dmey	4.3984	0.8767	36.8422	13.3303	4.1358	1.240392
Couple (C)	Db1	6.8447	0.9287	78.8148	13.2067	5.7185	0.584514
	Sym4	6.8171	0.9293	78.8562	10.9736	5.7747	0.531348
	Coif1	6.8307	0.9291	78.8350	11.3376	5.7718	0.627168
	Rbio2.2	6.8492	0.9278	78.9620	12.6574	5.7215	0.760358
	Dmey	6.8141	0.9294	78.8707	10.7394	5.7818	1.129388
Couple (D)	Db1	3.9165	0.9359	61.9621	16.9735	3.8130	0.494063
	Sym4	3.8928	0.9369	61.6223	14.4264	3.8178	0.501356

CHAPITRE III : IMPLEMENTATION ET RESULTATS

	Coif1	3.9234	0.9365	61.6867	14.9408	3.8363	0.496400
	Rbio2.2	3.9523	0.9339	62.4106	17.2612	3.8169	0.619637
	Dmey	3.9115	0.9369	61.6075	14.1556	3.8041	0.817206
Couple (E)	Db1	2.7700	0.4098	15.5811	15.1555	2.5575	0.764032
	Sym4	2.4985	0.3963	12.9040	8.7664	2.4777	0.596565
	Coif1	2.5965	0.3844	12.8009	9.2718	2.5053	0.640610
	Rbio2.2	2.7398	0.3516	14.2143	12.9065	2.5236	0.700549
	Dmey	2.5072	0.3932	12.6267	7.8724	2.4772	1.013011
Couple (F)	Db1	4.1199	0.5967	36.4780	21.4387	3.2482	0.576728
	Sym4	4.2108	0.5967	36.0041	18.2290	3.3339	0.589616
	Coif1	4.2805	0.5949	35.9993	18.8120	3.3683	0.554709
	Rbio2.2	4.2643	0.5861	36.9367	21.8334	3.3020	0.944279
	Dmey	4.2003	0.5977	35.9752	17.8180	3.3086	1.094352
Couple (G)	Db1	3.9987	0.9320	66.8989	17.1440	3.3348	0.599897
	Sym4	4.0259	0.9330	66.6233	14.6446	3.4022	0.729613
	Coif1	4.0627	0.9328	66.6545	15.0807	3.4208	0.605194
	Rbio2.2	4.0742	0.9302	67.3042	17.4151	3.3760	0.824283
	Dmey	4.0494	0.9331	66.6021	14.4296	3.3851	0.972914

Tableau 3.7 : les résultats des 5 ondelettes testées sur 7 couples d'images

2.1. Choix d'ondelette :

Méthodes	Paramètres d'évaluation					Temps de calculs (s)
	IE	CC	STD	SF	MI	
Db1	4.3522	0.7871	49.1587	16.1467	3.8152	0.6682
Sym4	4.3190	0.7874	48.6008	12.9356	3.8677	0.6679
Coif1	4.3672	0.7852	48.5858	13.4305	4.0207	0.6993
Rbio2.2	4.4005	0.7772	49.1831	15.7655	3.8355	0.8179
Dmey	4.3313	0.7872	48.5596	12.5841	3.8716	1.1563

Tableau 3.8 : la moyenne des différents couples d'images (choix d'ondelettes)

2.2. Choix de niveau de la décomposition:

Donc d'après le tableau (3.8) l'ondelette qui a données les meilleurs résultats est l'ondelette rBior2.2, car elle obtient les meilleurs résultats dans la plupart des paramètres (2/5). Après avoir

fixé le type d'ondelette (rBio2.2), nous allons déterminer le niveau de décomposition à travers les résultats obtenus par la figure

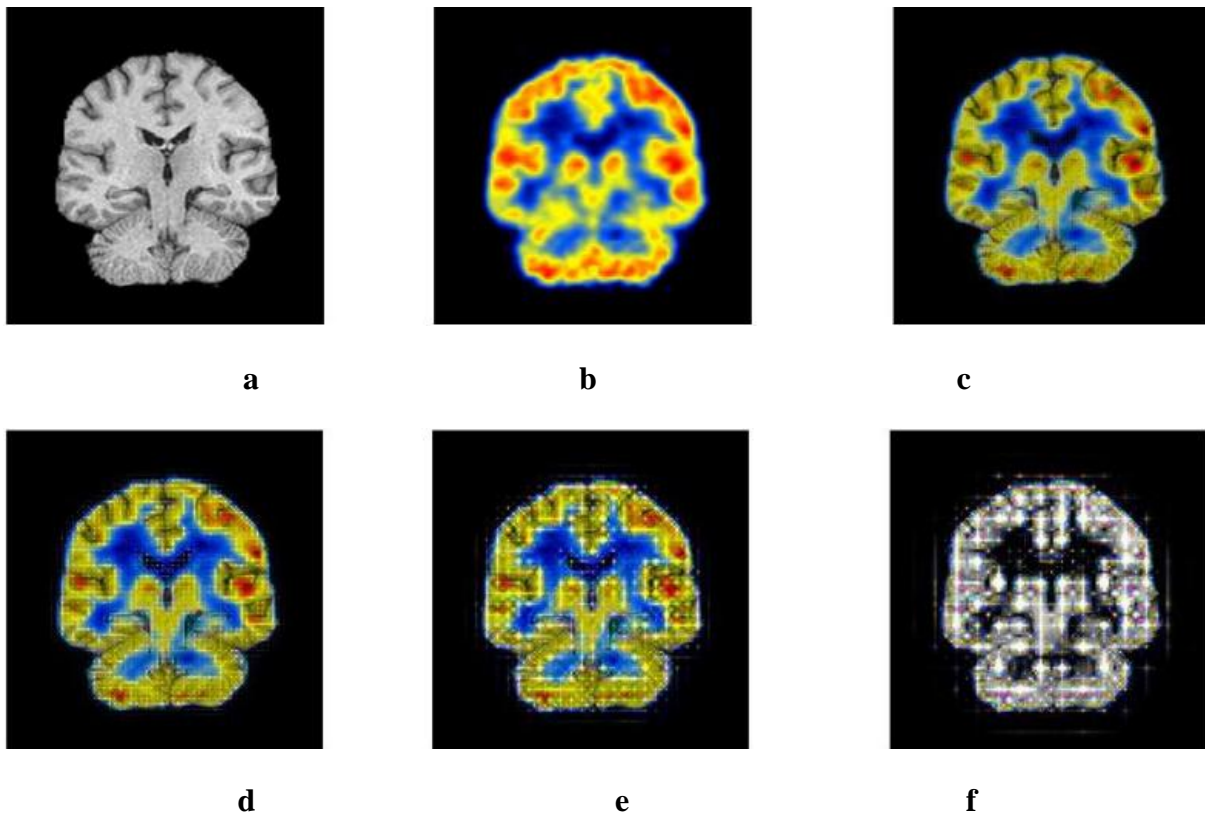


Figure 3.4 : fusion avec différent niveaux de décomposition, (a) image source IRM, (b) image source PET, (c) image fusionnée au niveau 1, (d) image fusionnée au niveau 2, (e) image fusionnée au niveau 3, (f) image fusionnée au niveau 4

La figure (3.4) nous montre clairement que le premier niveau de décomposition donne de meilleur résultat par rapport aux autres niveaux de décompositions.

Maintenant que nous avons fixé les paramètres pour la fusion d'image par ondelette (ondelette rbior2.2, niveau de décomposition $N=1$), une comparaison des différentes méthodes implémentées est faite. Pour ce faire, nous allons appliquer ces différentes méthodes (IHS, DWT, NSCT, DWT+IHS et NSCT+IHS) sur notre base de données qui se compose de sept couples d'image IRM/PET, puis nous analysons les résultats obtenus avec cinq paramètres différents : l'entropie de l'information (IE), le coefficient de corrélation (CC), la déviation standard (STD), la fréquence spatiale (SF), l'information mutuelle (MI).

3. L'implémentation de la NSCT sous Matlab:

Nous avons implémenté un algorithme de fusion d'images par la NSCT on utilisant le toolbox « NonsampledContourletToolbox (version 1.0.0, August 2008) » de décomposition d'images par la transformée en contourlettes non sous-échantillonnée créée par QU Xiao-Bo, YAN Jing-Wen, XIAO Hong-Zhi et ZHU Zi-Qian

Dans le programme utilisé le choix des filtres peut influencer sur les résultats et sur le temps de calcul. Cependant, tous les filtres doivent satisfaire la condition de reconstruction parfaite. Voici un aperçu des filtres couramment utilisés :

Filtres pyramidaux : 'Haar', '9-7', '5-3', 'maxflat', 'burt', 'pyr', 'pyrexc'

Filtres directionnels : 'Haar', 'vk', 'ko', 'lax', 'sk', 'cd', 'pkva', 'dmaxflat'

D'après [103], le remplacement des filtres de Haar par les filtres 9-7 lors de la décomposition multi-échelle, réduit de manière significative l'information mutuelle des coefficients en contourlettes.

Ceci suggère que les filtres 9-7 sont supérieurs aux filtres de Haar en termes de grandeur des coefficients de contourlettes.

De même que le remplacement des filtres 'cd' par les filtres de 'pkva' lors de la décomposition directionnelle, réduit l'information mutuelle. Ceci indique que les filtres 'pkva' sont plus efficace dans la localisation de la direction des contours et devraient mener à de meilleurs performances [104], [103].

CHAPITRE III : IMPLEMENTATION ET RESULTATS

couples d'images	Méthodes	Paramètres d'évaluation					Temps de calculs (s)
		IE	CC	STD	SF	MI	
Couple (A)	DWT	4.5299	0.8395	47.6180	12.6024	4.1011	1.1240
	DWT+IHS	4.5300	0.8395	47.6179	12.6026	4.1012	1.2279
	NSCT	4.6306	0.9024	62.1819	10.4603	4.0464	2315.1613
	NSCT+IHS	4.8006	0.8876	50.4666	9.7233	3.8639	689.4960
Couple (B)	DWT	4.3941	0.8712	36.8358	15.6826	4.0074	0.7522
	DWT+IHS	4.4610	0.8712	36.8357	15.6825	4.0073	0.6329
	NSCT	4.3866	0.9230	65.6106	13.8676	4.0244	747.5717
	NSCT+IHS	4.9176	0.9002	35.0694	11.7248	3.8910	298.4421
Couple (C)	DWT	6.8492	0.9278	78.9620	12.6574	5.7215	0.7603
	DWT+IHS	6.7436	0.9177	76.9326	11.8672	5.5133	0.8149
	NSCT	7.2598	0.9526	75.2777	9.2931	6.1491	1042.3357
	NSCT+IHS	6.9283	0.9318	76.1776	8.1629	5.5777	307.8876
Couple (D)	DWT	3.9523	0.9339	62.4106	17.2612	3.8169	0.6196
	DWT+IHS	3.9016	0.9256	59.5093	15.8328	3.7083	0.5646
	NSCT	4.5812	0.9629	73.1909	11.8377	4.4139	634.6691
	NSCT+IHS	4.6006	0.9372	60.5374	11.5154	3.8773	150.1168
Couple (E)	DWT	2.7398	0.3516	14.2143	12.9065	2.5236	0.7005
	DWT+IHS	3.7416	0.3516	14.2312	12.9397	2.5233	0.6412
	NSCT	6.0310	0.6674	33.8565	12.5542	4.9189	525.9095
	NSCT+IHS	4.7766	0.6178	21.0067	10.6353	3.2436	277.1231
Couple (F)	DWT	4.2643	0.5861	36.9367	21.8334	3.3020	0.9442
	DWT+IHS	3.8231	0.5811	34.5176	19.8255	2.9811	0.7748
	NSCT	5.4019	0.7751	57.7947	15.3409	4.2110	690.0450
	NSCT+IHS	4.9391	0.6629	32.8611	12.1772	3.2607	281.9304
Couple (G)	DWT	4.0742	0.9302	67.3042	17.4151	3.3760	0.8242
	DWT+IHS	3.9285	0.9222	64.5278	16.3140	3.1923	0.7447
	NSCT	4.3831	0.9590	78.5059	11.8322	3.7046	749.2062
	NSCT+IHS	4.6333	0.9347	64.9027	10.9747	3.4201	237.8982

Tableau 3.9 : les résultats des cinq méthodes testées sur 5 couples d'images

A partir de tableau, la méthode basée sur la transformée en contourlettes non-sous échantillonnées donne de bonnes résultats, Les meilleures valeurs sont soulignées et mises en gras.

Dans les figures suivantes nous présentons la Variation des paramètres d'évaluation (IE, CC, STD, SF, MI) en utilisant les différentes méthodes

Nous obtenons des bons résultats de paramètres par la méthode de NSCT

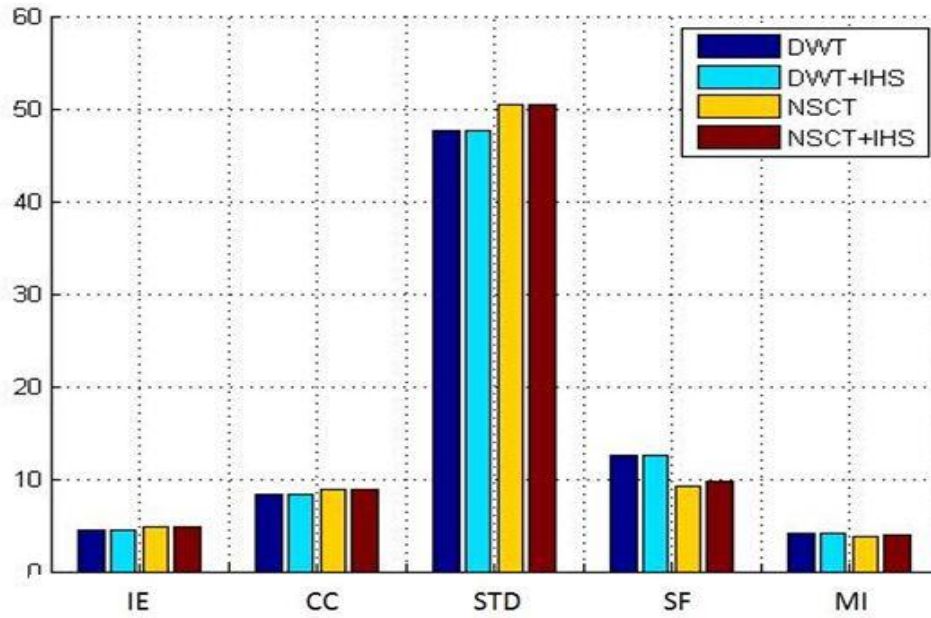


Figure 3.5: représentation en bâton de la fusion de Couple A par les différentes méthodes

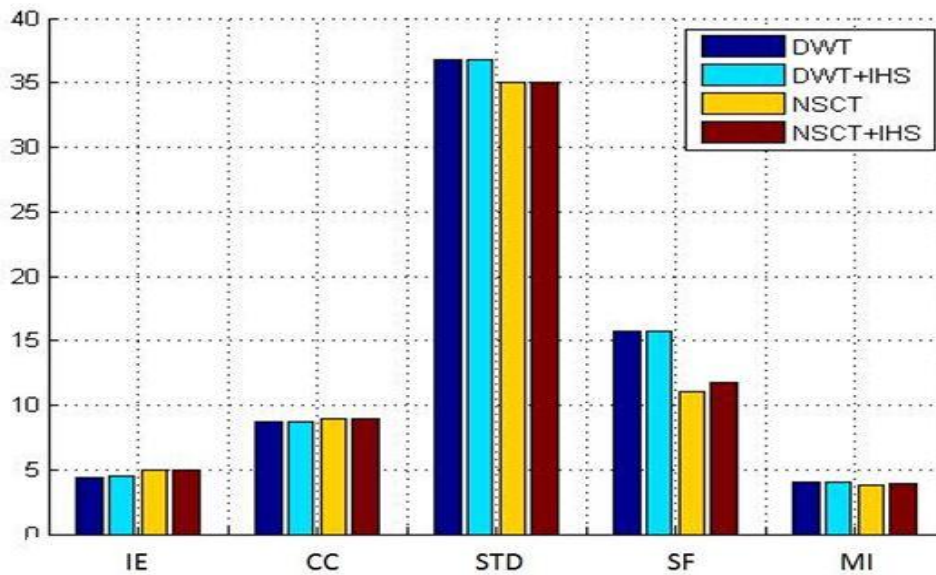


Figure 3.6 : représentation en bâton de la fusion de Couple B par les différentes méthodes

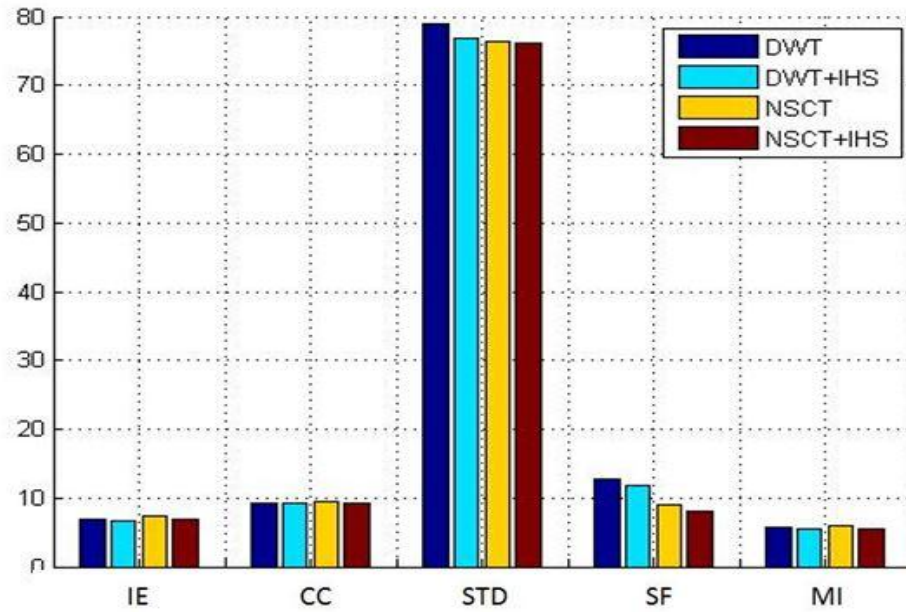


Figure 3.7 : représentation en bâton de la fusion de Couple C par les différentes méthodes

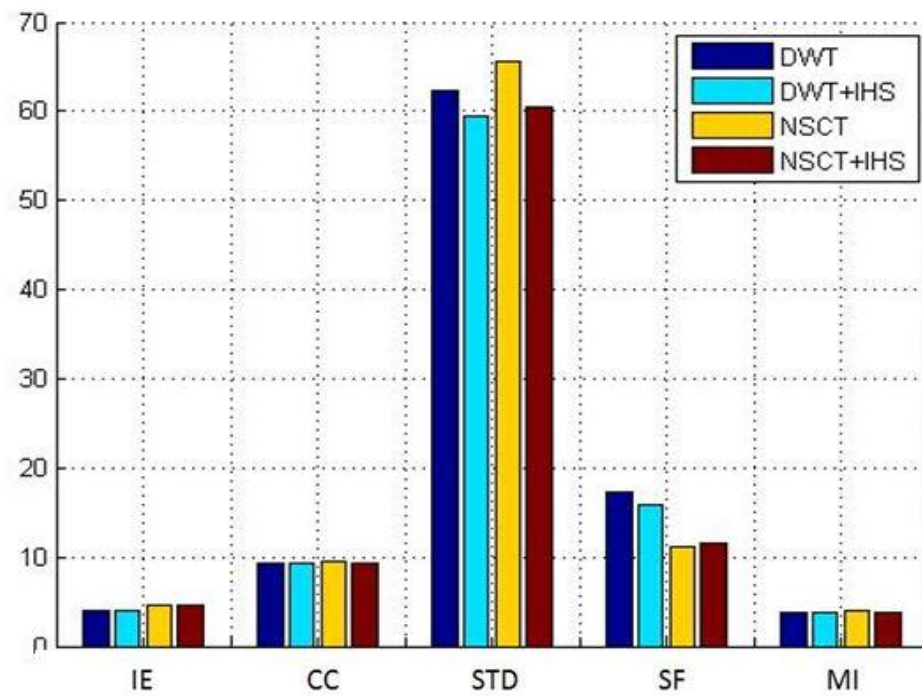


Figure 3.8 : représentation en bâton de la fusion de Couple D par les différentes méthodes

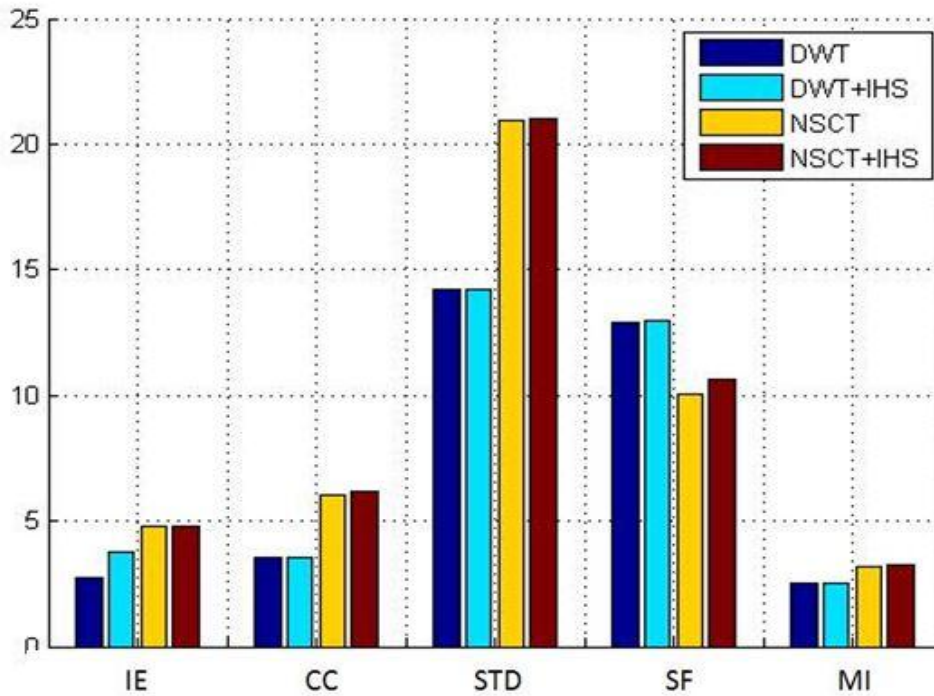


Figure 3.9: représentation en bâton de la fusion de Couple E par les différentes méthodes

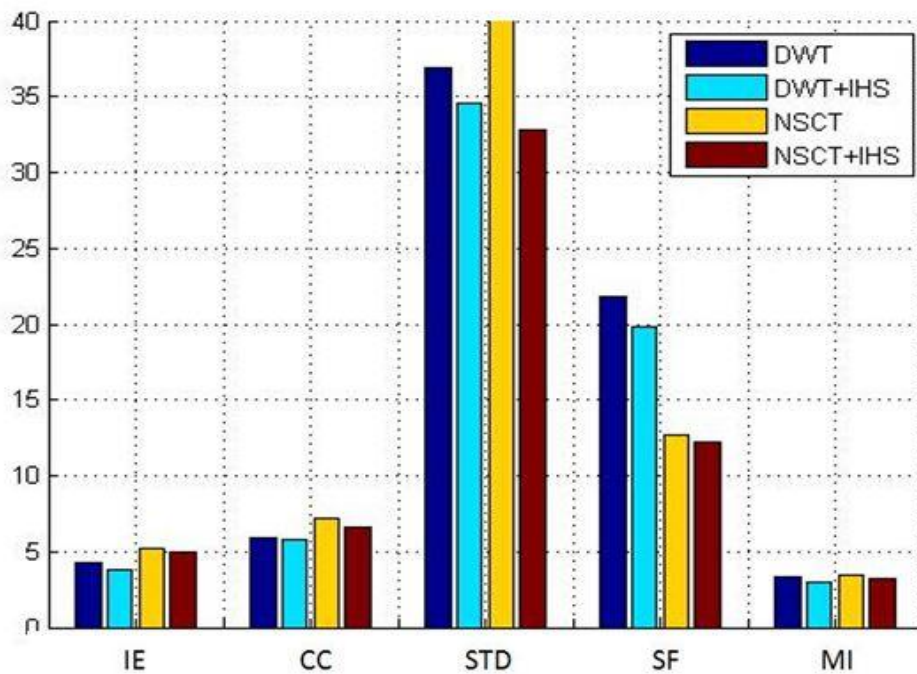


Figure 3.10 : représentation en bâton de la fusion de Couple F par les différentes méthodes

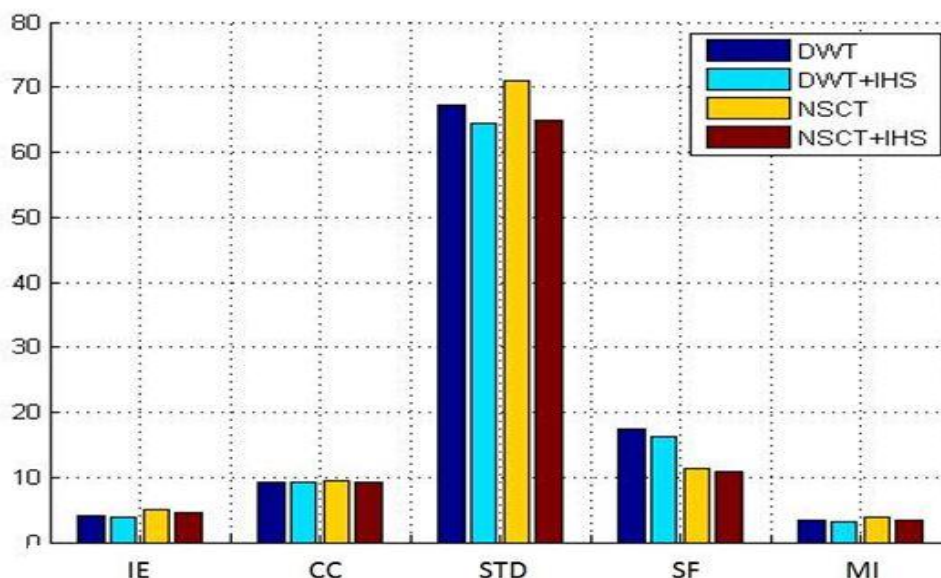


Figure 3.11 : représentation en bâton fusion de Couple G par les différentes méthodes

A partir de ces résultats on peut dire qu'on a une forte base qui est la NSCT qu'on va utiliser dans notre méthode hybride pour décomposer les images médicales avec le PCNN et la SF et donne des meilleurs résultats. Dans cette partie on va commencer d'implémenter la méthode hybride de la fusion d'image basée sur la transformée en contourlet non sous échantillonnée, le réseau de neurones à impulsion couplée (PCNN) et la fréquence spatiale (SF) sur les couples d'images que nous allons utiliser dans la partie précédente. L'analyse des résultats obtenus est faite avec les mêmes paramètres d'évaluations utilisées dans l'application de la transformée en ondelette et la transformée en contourlet. Pour faire une comparaison entre les différentes méthodes utilisées.

4. Implémentation de la méthode hybride basée sur la NSCT et le PCNN et la SF :

Nous avons implémenté un algorithme de fusion d'images par la NSCT ,PCNN et FS on utilisant le toolbox<<Image Fusion Algorithm Based on Spatial, Frequency-Motivated Pulse Coupled Neural Networks in Nonsampled Contourlet Transform Domain. >>

(Version 1.0.0, August 2008) » crée par QU Xiao-Bo, YAN Jing-Wen, XIAO Hong-Zhi et ZHU Zi-Qian.

CHAPITRE III : IMPLEMENTATION ET RESULTATS

Dans cette partie on va commencer d'implémenter la méthode de la fusion basée sur la transformée en la NSCT et le PCNN et la SF sur les 7 couples d'images que nous allons utiliser dans la partie précédente.

Les paramètres de la transformée en NSCT restent les mêmes qu'on a utilisé dans la partie précédente

Les paramètres de PCNN qu'on a choisisent :

Le nombre d'itération =300.

Couche de liaison =3

$\alpha_L=1, \alpha_\theta =0.2, \beta =3, V_L=1.0; V_\theta=20;$

avec V_L, V_θ Sont les gains d'amplitude

B est la force de liaison

α_L Est le constant d'atténuation

Dans les tableaux et les figures suivantes nous présentons la Variation des paramètres d'évaluation (IE, CC, STD, SF, MI) par les méthodes IHS, et la méthode hybride (NSCT-SF-PCNN) et la méthode coopérative (NSCT-SF-PCNN) +IHS.

Nous obtenons des meilleurs paramètres de IE, STD, SF, MI par la méthode de (NSCT-SF-PCNN) et la méthode coopérative (NSCT-SF-PCNN) +IHS, nous constatons d'avoir une bonne

couples d'images	Méthodes	Paramètres d'évaluation					Temps de calculs (s)
		IE	CC	STD	SF	MI	
Couple (A)	IHS	4.6752	0.9024	62.3472	10.4357	4.0876	0.4530
	(NSCT-SF-PCNN)	5.8929	0.8486	68.0078	13.4072	4.3099	1167.0027
	(NSCT-SF-PCNN)+IHS	5.5406	0.8416	69.2698	15.1393	4.3518	1036.8899
Couple (B)	IHS	4.4418	0.9229	65.7735	13.8369	4.0761	0.1616
	(NSCT-SF-PCNN)	6.1593	0.8142	78.6634	17.8870	4.3196	1578.4672
	(NSCT-SF-PCNN)+IHS	6.1407	0.8252	79.7095	20.1823	4.3355	396.855651
Couple (C)	IHS	7.0092	0.9374	83.6649	8.4630	5.8678	0.2259
	(NSCT-SF-PCNN)	7.6685	0.9207	78.9446	13.4609	6.0145	1371.1268
	(NSCT-SF-PCNN)+IHS	6.8862	0.9166	78.7284	11.6112	5.4827	481.520793
Couple (D)	IHS	4.1934	0.9402	69.0497	12.4647	4.0007	0.1198
	(NSCT-SF-PCNN)	5.2558	0.9451	75.0166	15.2736	4.3608	770.1609
	(NSCT-SF-PCNN)+IHS	4.8720	0.9308	63.2305	14.5641	3.9367	216.646936
Couple (E)	IHS	6.0220	0.6676	33.8964	12.6280	5.0005	0.1825
	(NSCT-SF-PCNN)	6.8161	0.6175	54.6980	22.7535	4.0614	1539.4190
	(NSCT-SF-PCNN)+IHS	6.1032	0.5991	54.2384	23.4740	3.7757	437.486184
Couple (F)	IHS	4.7645	0.6986	56.3335	16.4743	3.6896	0.1957
	(NSCT-SF-PCNN)	6.0278	0.7506	77.8368	23.3795	3.9928	1671.3455
	(NSCT-SF-PCNN)+IHS	5.2479	0.6656	73.6700	28.1788	3.4226	474.799651
Couple (G)	IHS	4.0416	0.9353	75.3236	12.0649	3.3686	0.6237
	(NSCT-SF-PCNN)	5.4167	0.9381	79.6879	16.5536	3.8674	1247.5139
	(NSCT-SF-PCNN)+IHS	4.8939	0.9238	69.3183	15.2334	3.4483	468.694554

qualité d'image par la méthode hybride proposée.

Tableau 3.10 : les résultats de la fusion par (NSCT), (NSCT + IHS), (NSCT-SF-PCNN) et ((NSCT-SF-PCNN) + IHS)

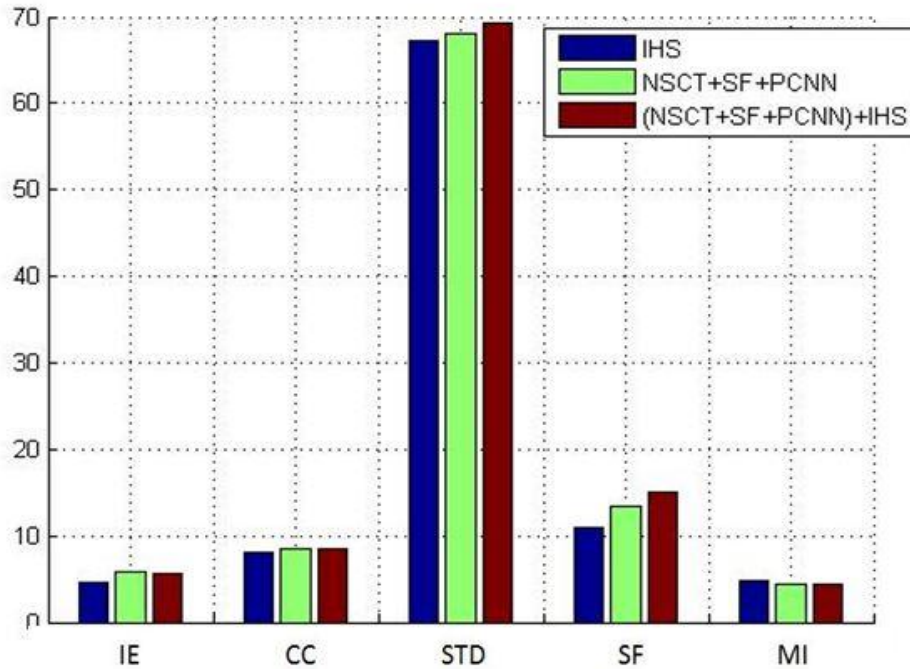


Figure 3.12: fusion de Couple A par la méthode hybride et la méthode basée sur IHS

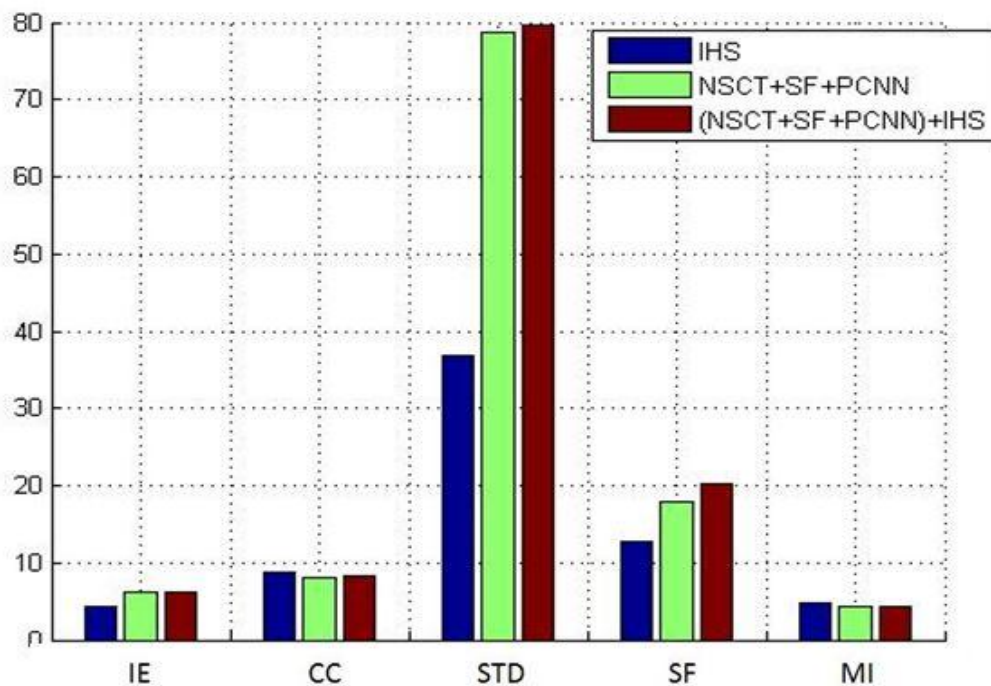


Figure 3.13: fusion de Couple B par la méthode hybride et la méthode basée sur IHS

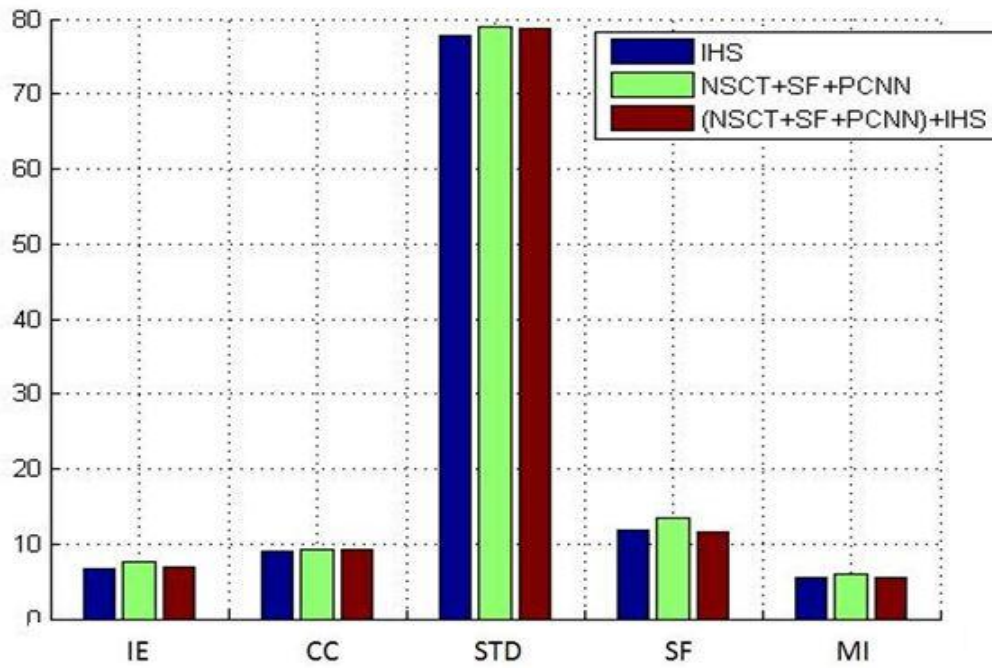


Figure 3.14: fusion de Couple C par la méthode hybride et la méthode basée sur IHS

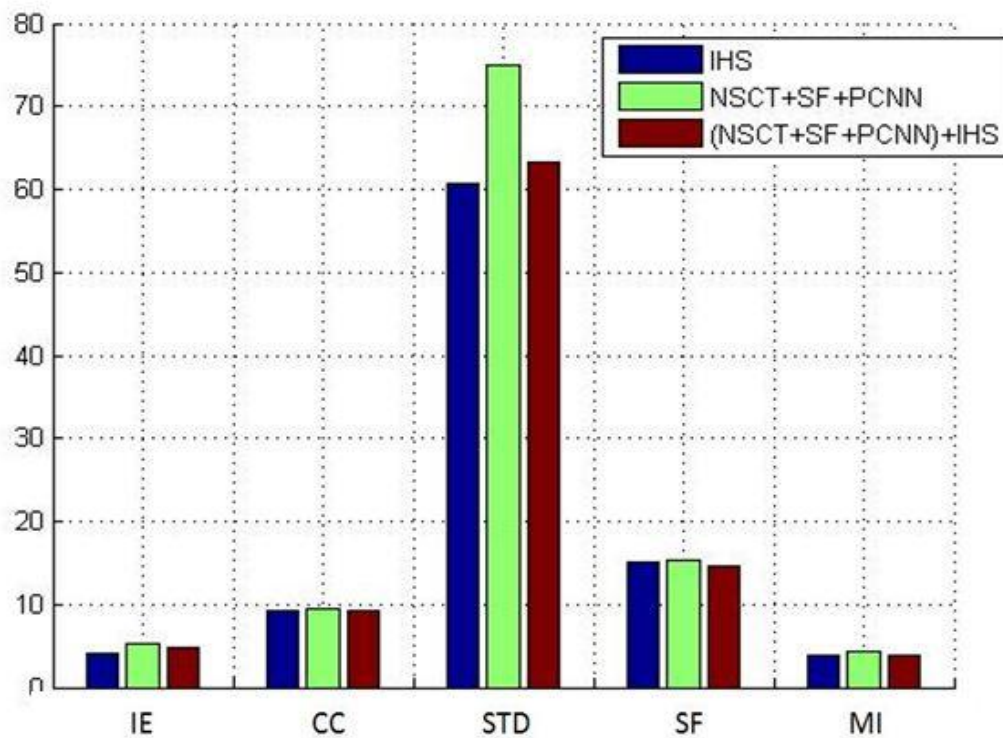


Figure 3.15: fusion de Couple A par la méthode hybride et la méthode basée sur IHS

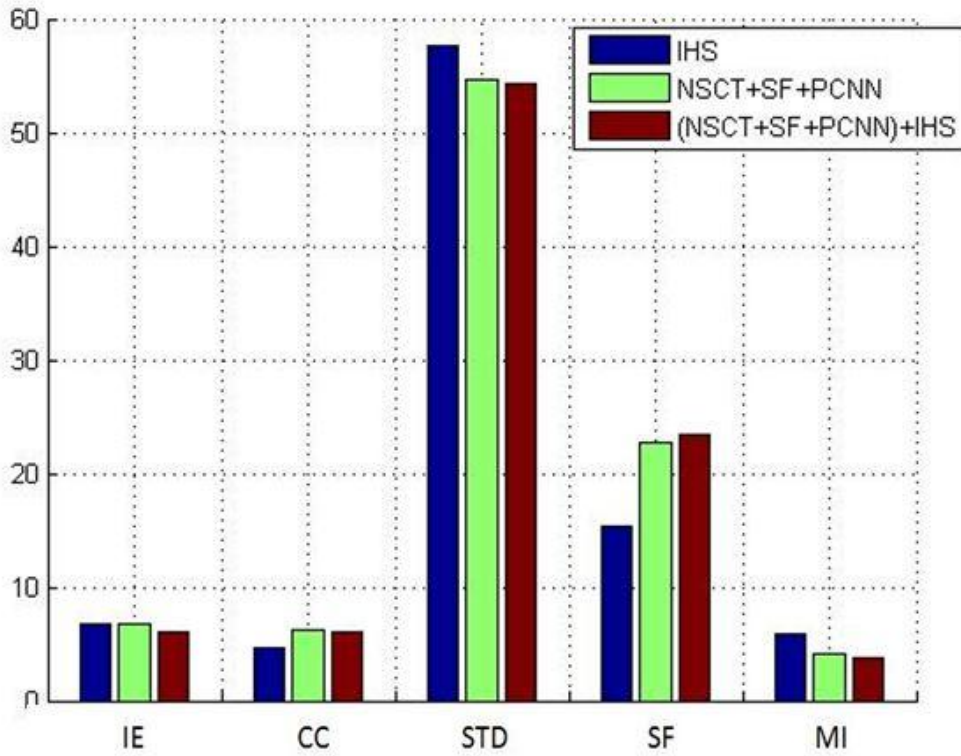


Figure 3.16: fusion de Couple E par la méthode hybride et la méthode basée sur IHS

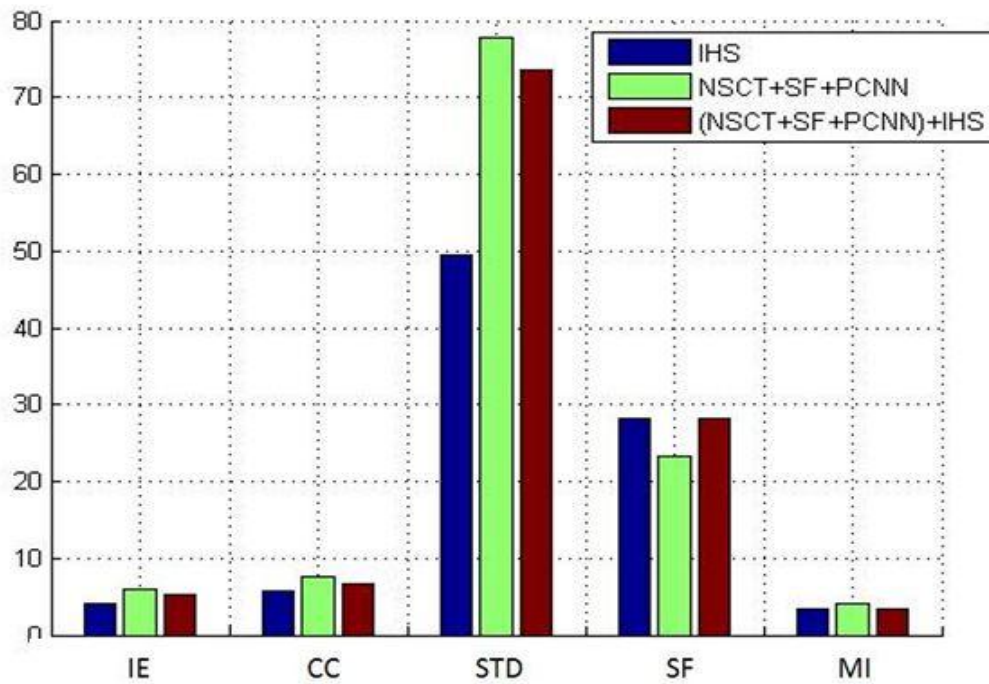


Figure 3.17: fusion de Couple F par la méthode hybride et la méthode basée sur IHS

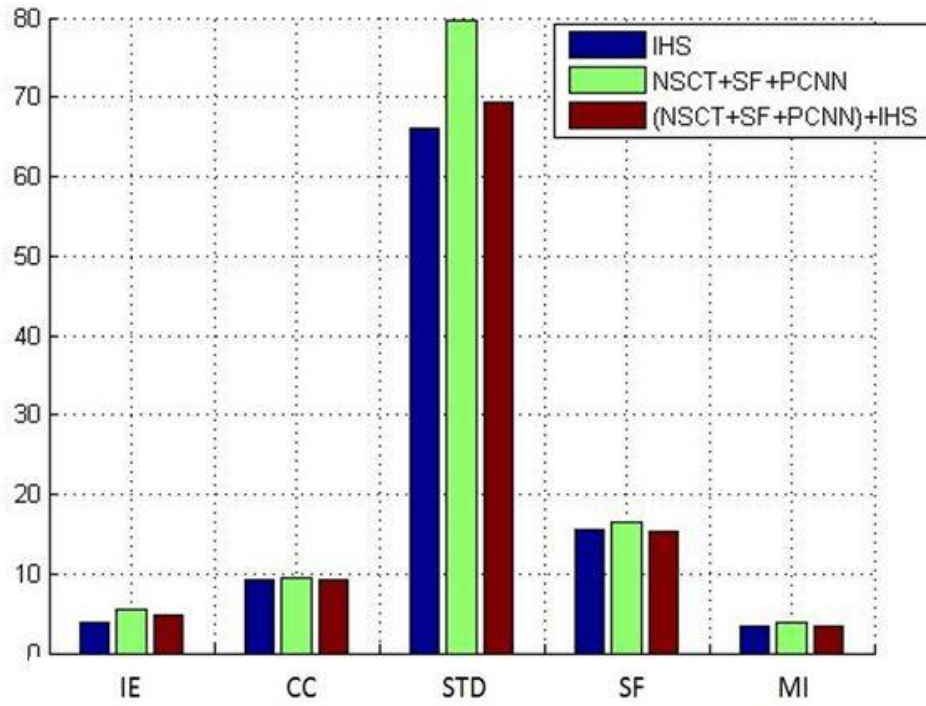


Figure 3.18: fusion de Couple G par la méthode hybride et la méthode basée sur IHS

CHAPITRE III : IMPLEMENTATION ET RESULTATS

Maintenant nous allons présenter la moyenne des différents paramètres d'évaluation des couples d'images médicales pour bien déterminer la meilleure méthode de la fusion entre les différentes méthodes implémentés dans notre étude.

Les résultats sont représentés dans le tableau suivant

couples d'images	Méthodes	Paramètres d'évaluation					Temps de calculs (s)
		IE	CC	STD	SF	MI	
La Moyenne	IHS	5.0211	0.8578	63.7698	12.3382	4.2987	0.2785
	DWT	4.4005	0.7772	49.1831	15.7655	3.8355	0.8179
	DWT+IHS	4.4471	0.7727	47.7389	15.0092	3.7181	0.7716
	NSCT	5.2392	0.8775	63.7740	12.1694	4.4181	957.8426
	NSCT+IHS	5.0852	0.8389	48.7174	10.7019	3.8763	320.4135
	(NSCT-SF-PCNN)	6.1767	0.8335	73.2650	17.5308	4.4955	1335
	(NSCT-SF PCNN)+IHS	5.6692	0.8147	69.7378	16.9119	4.1076	501.8

Tableau 3.11 : La moyenne des différents couples d'images (choix de méthodes)

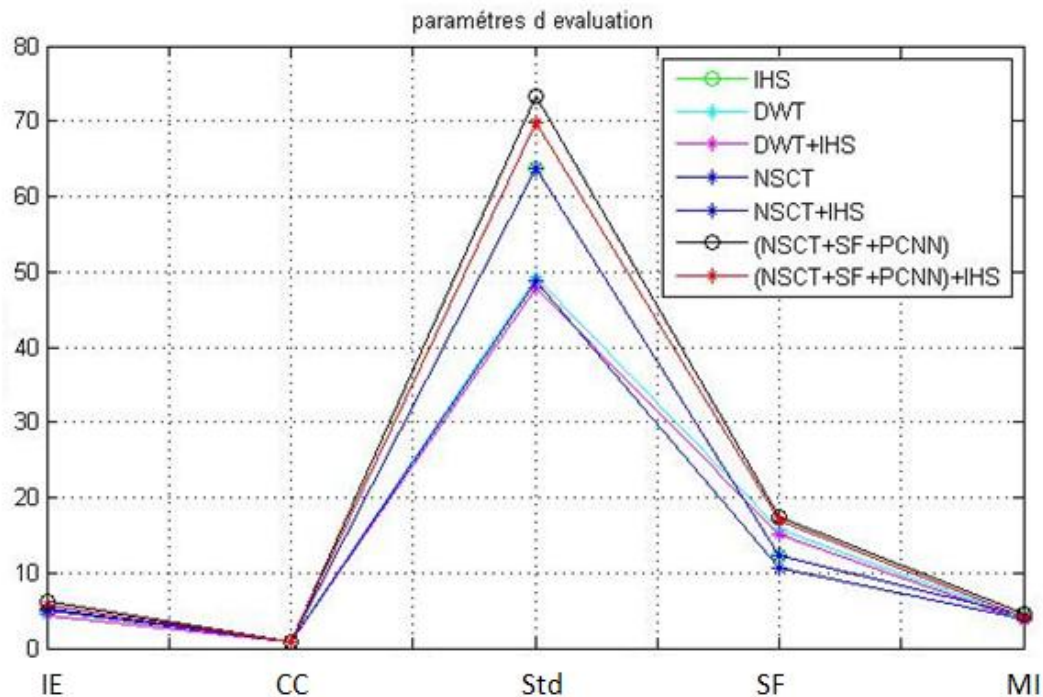


Figure 3.19 : les méthodes implémentées en fonction des paramètres d'évaluation

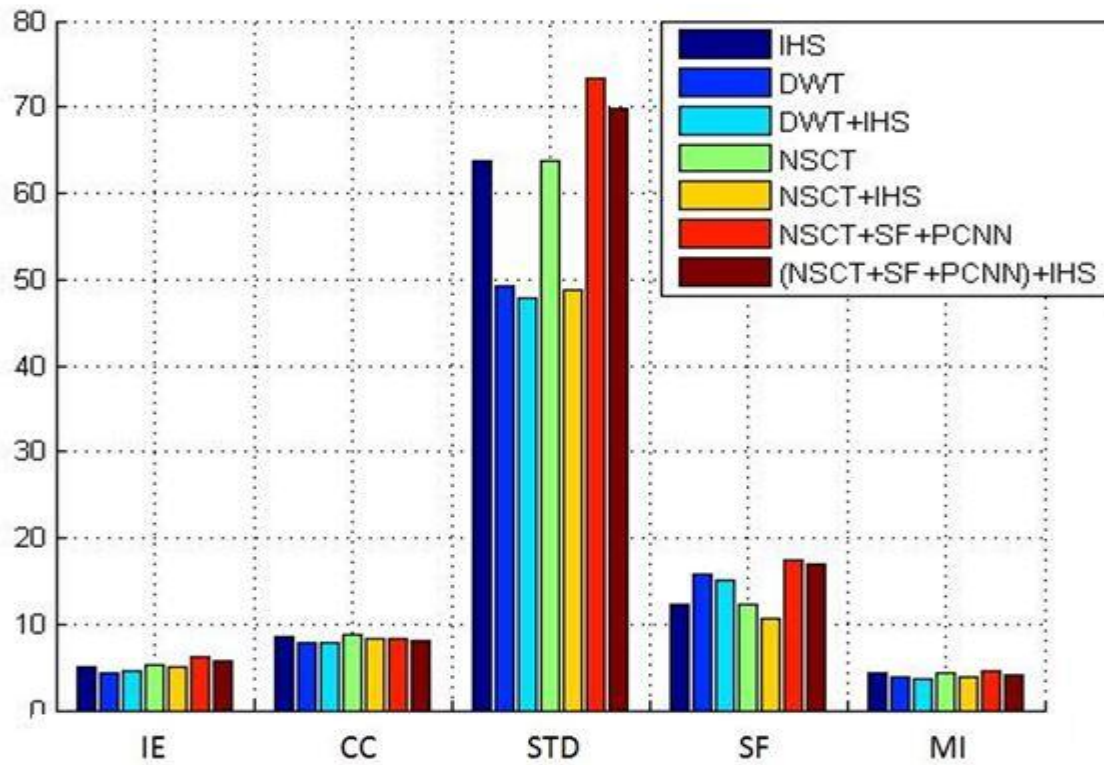
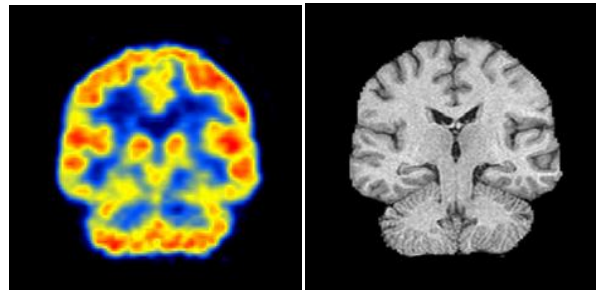


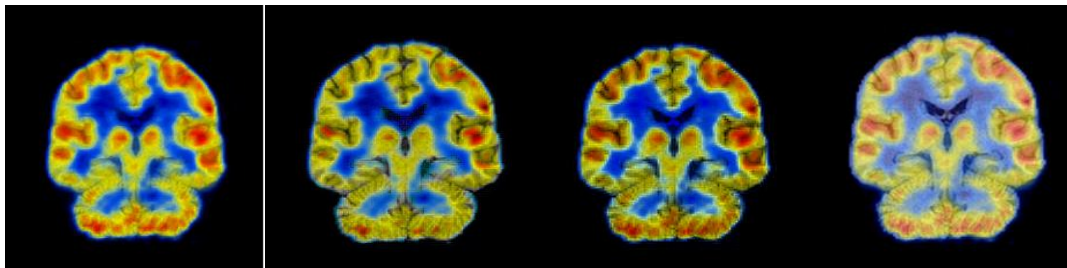
Figure 3.20: la moyenne de la fusion des Couples par les déférentes méthodes

5. Interprétation des résultats :

D'après le graphe de la figure 3.20 on peut dire que l'application de la transformée en contourlette avec le PCNN motivée par la fréquence spatiale sur la fusion des images médicales donne des meilleurs résultats par rapport aux autres méthodes (IHS, DWT, DWT+IHS, NSCT et NSCT+IHS), car elle nous donne des meilleures valeurs dans la plupart des paramètres d'évaluation (4/5) avec un temps de calcul un peu long.



Couple(G) (image PET, image IRM)

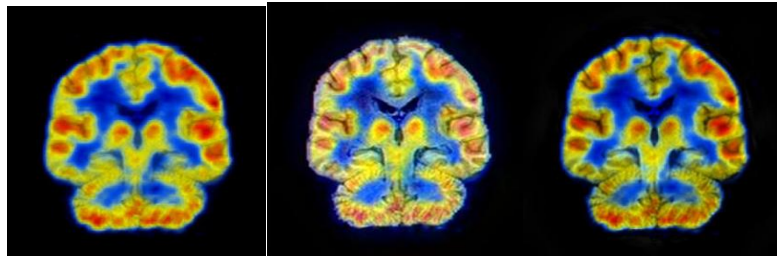


a

b

c

d



e

f

g

Figure 3.21 : fusion (*IRM/TEP*), comparaison visuelle entre les méthodes implémentées (a) fusion par IHS, (b) fusion par DWT, (c) fusion par DWT + IHS, (d) fusion par NSCT, (e) fusion par NSCT + IHS, (f) fusion par NSCT + FS + PCNN, (g) fusion par NSCT + FS + PCNN + IHS

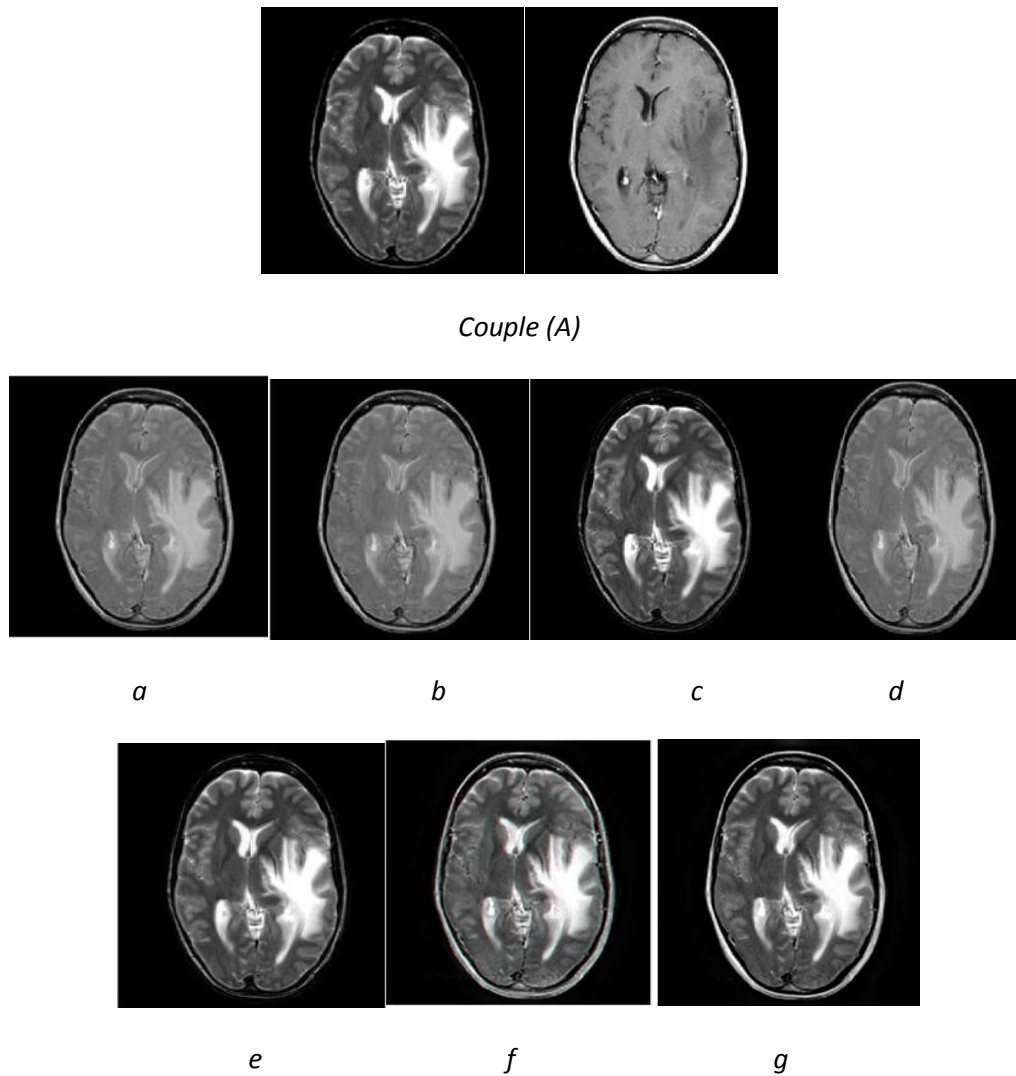


Figure 3.22 : fusion (TDM/IRM), comparaison visuelle entre les méthodes implémentées (a) fusion par IHS, (b) fusion par DWT, (c) fusion par DWT +IHS, (d) fusion par NSCT, (e) fusion par NSCT +IHS, (f) fusion par NSCT+FS+PCNN, (g) fusion par NSCT+FS+PCNN +IHS

Les figures 3.21 et 3.22 nous montre clairement que la qualité d'images reconstruites après la fusion par la transformée en (NSCT+SF+PCNN) est la meilleure par rapport aux autres méthodes utilisées, avec des contours lisses et assimilés.

6. Conclusion :

Dans ce dernier chapitre qui consiste à l'implémentation de la transformée en ondelette, la transformée en NSCT et l'implémentation de notre algorithme hybride de fusion des images médicale par le couplage de la transformée en NSCT avec la FS et le PCNN.

Dans le but d'avoir un diagnostic médical fiable et précis nous avons obtenues des meilleurs résultats en fonction des paramètres d'évaluations avec une bonne qualité d'images.

Conclusion générale:

La fusion d'images consiste à combiner des images de différentes sources afin de synthétiser des nouvelles images plus riches en information. Plusieurs méthodes de fusion ont été développées pour l'amélioration de la résolution spatiale des images multi spectrale.

Dans le dernier temps l'approche hybride pour la fusion des images est devenue le plus utilisé car il combine les avantages des plusieurs technique pour fournir une meilleur qualité d'image.

Dans cette étude, nous avons présenté une méthode hybride pour la fusion d'images médicales et plus particulièrement aux couples des images TDM/IRM et IRM/TEP basée sur la transformée en contourlettes non sous-échantillonnée (NSCT), la fréquence spatiale (SF) et le réseau de neurone à impulsion couplée (PCNN).

On a comparé notre méthode avec d'autres méthodes (IHS, DWT, DWT+IHS, NSCT, NSCT+IHS)

D'après les paramètres d'évaluation que nous avons utilisés (tableau 3.11), nous remarquons que la méthode hybride présente des meilleur résultats comparés aux autres méthodes (DWT, IHS...). Et donne aussi une très bonne qualité des images avec des contours lisse et assimilé.

Comme perspectives, nous envisageons de compléter ce travail en fusionnant plusieurs modalités (CT+PET, CT+IRM ou même CT+IRM+PET), fusionner des images 3D, implémenter d'autres méthodes de fusion ainsi que l'utilisation des méthodes dites de haut niveau qui permettent d'introduire l'aspect sémantique (connaissance).

BIBLIOGRAPHIE :

- [1] P.PERNIN, LES principales, LES principales techniques d'imagerie médicale, p1
- [2] www.cea.fr, De la médecine nucléaire aux neurosciences, L'imagerie médicale.
- [3] Ticherfi Mahdi et Bouchachia Mohamed, fusion des images cérébrale par la transformée en ondelette discrète p12, master, génie électrique.
- [4] Sauret, J. Atlas d'anatomie du chien en coupes sériées corrélées aux coupe TDM et IRM1990.
- [5] L. Valet, Un système flou de fusion coopérative, application au traitement d'images naturelles, Thèse de doctorat, Université de Savoie, Chambéry, France, décembre 2001.
- [6] www.santepratique.fr.
- [7] Bloch. I, Maitre H, 1994, Fusion de données en traitement d'images, <<Modèles d'information et décisions >>, Traitement du Signal 11(6), P 435-446.
- [8] Julian Dobranowski, MD, Frcpca, et autre ,guide d'introduction à l'imagerie médicale, utilisation et sûreté des rayons x, p6.
- [9] Piella G., 2003. A general framework for multiresolution image fusion: from pixels to regions, Information Fusion, vol. 4: P 259-280.
- [10] Varshney, Chen H. 2005. human perception inspired quality metric for image Fusion based on regional information, Information Fusion, Digital Object Identifier 10.1016, Elsevier (Eds.).
- [11] Redondo R, F. Sroubek, S. Fisher et G. Cristobal, 2005. Multifocus fusion with multisize windows, Applications of DigitalImage Processing XXVIII, Andrew G. et Tescher (Eds.), Proc. SPIE, vol. 5909 : P 410-418.
- [12] Patrick Vassal, Fusion d'images multimodales pour la radiothérapie conformationnelle, application au repositionnement du patient. Ingénierie biomédicale. Université Joseph-Fourier Grenoble I, 1998. Français. <Tel-00005155 >

- [13] Varshney, Chen H. 2005. human perception inspired quality metric for image fusion based on regional information, Information Fusion, Digital Object Identifier 10.1016, Elsevier (Eds.).
- [14] Zheng Y., E.A. Essock, B.C. Hansen et E.M. Haun, 2005. A new metric based on extended spatial frequency and its application to DWT based fusion algorithms, Information Fusion, Digital Object Identifier, Elsevier (Eds.).
- [15] Anne Dromigny-Badin : Fusion d'images par la théorie de l'évidence en vue d'applications médicales et industrielles, Ingénieur en Electronique et Traitement d'Information ICPI Lyon Promotion 1993.
- [16] Waltz E.L., Buede D.M., Data fusion and décision support for command and control, IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics, 1986, Vol. 16, No. 6, pp 865-879.
- [17] Appriou A., Formulation et traitement de l'incertain en analyse multi-senseurs., 14^o colloque GRETSI sur le traitement du signal et des images, Juan les Pins, sept 1993, pp 951-954.
- [18] Mitiche A., Aggarwal J.K., Multiple sensor integration/fusion through image processing ,a review, Mars 1986, Optical Engineering, Vol. 25, No. 3, pp 380-386.
- [19] Garguet-Duport B., Chassery J.M., Apport d'une représentation multirésolution par ondelettes pour la fusion d'images SPOT multispectrales et d'une image panchromatique, Colloque Temps-Fréquence, Ondelettes et Multirésolution, Lyon, 1994, pp 40.1-40.4.
- [20] Bracker H., Hillion A., Mouchot M.-C., Classification multisources en télédétection par la théorie de l'évidence avec l'intégration du contexte spatial, 15^o colloque GRETSI, Juan les Pins, Septembre 1995, pp 937-940.
- [21] Hawkes D.J., Hill D.L.G., Bracey E.C.M.L., Multi-modal data fusion to combine anatomical and physiological information in the head and in the heart : SPECT : new developments, Developments in Cardiovascular Medicine, 1992, Vol. 128, pp 113-130.
- [22] Faber T.L., McColl R.W., Opperman R.M., Corbett J.R., Peshock R.M., Spatial and Temporal Registration of Cardiac SPECT and MR Images : Methods and Evaluation, Radiology, June 1991, Vol. 179, pp 857-861.
- [23] Sinha S., Sinha U., Czernin J., Porenta G., Schelbert H.R., Non invasive Assessment of Myocardial Perfuion and Metabolism : Feasibility of Registering Gated MR and PET images, American Journal of Radiology, February 1995, Vol. 164, pp 301-307.

- [24] Sureda F., Bloch I., Pellot C., Herment A., Reconstruction 2D de vaisseaux sanguins par fusion de données à partir d'images angiographiques et échographiques, *Traitement du Signal*, 1994, Vol. 11, No. 6, pp 525-540.
- [25] Leclerc V., Recalage élastique d'images angiographiques, Thèse de doctorat : ENST Paris -87 E 024. Octobre 1987, p112.
- [26] Friston KJ, Holmes AP, Worsley KJ, Poline JB, Frith CD, Frackowiak RSJ. 1995, Statistical parametric maps in functional imaging: A general linear approach. *Human Brain Mapping*, P 189-210.
- [27] Duncan R. 1997, *SPECT Imaging in Focal Epilepsy*, London: Kluwer Academic Publishers; P.43-68.
- [28] Lopez A, Lloret D, Serrat J, Villanueva JJ.1999 , Creaseness-based computer tomography and magnetic resonance registration : comparison with the mutual information method. *Journal of electronic Imaging*, P 255-62.
- [29] Leopold DA, Tebo SA, Long DM, Zinreich SJ. 1996, An optical 3d digitizer for frameless stereotactic surgery. *IEEE Computer Graphics and Applications*, P 55-64.
- [30] Weese J, Penney GP, Desmedt P, Buzug TM, Hill DLG, Hawkes DJH.1997, Voxelbased 2-d/3-d registration of fluoroscopy images and CT scans for image-guided surgery. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*; P 284-93.
- [31] Betting F, Feldmar J. 1995, 3d-2d projective registration of anatomical surfaces with their projections. *Proceedings of Information Processing in Medical Imaging*, Dordrecht: Kluwer Academic Publishers; p.275-86.
- [32] Evans AC, Collins DL, Mills SR, Brown ED, Kelly RL. 1993, 3d statistical neuroanatomical models from 305 MRI volumes. *Proceedings of IEEE Conference Record, Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference*, IEEE Computer Society: Washington DC, P 1813-7.
- [33] Collins DL, Holmes CJ, Peters TM, Evans AC. 1995, Automatic 3d model-based neuroanatomical segmentation. *Human Brain Mapping*, p190-208.
- [34] Georgel B., Lavayssière B., Fusion de données ; un nouveau concept en CND, 6e Conf. Européenne sur le Contrôle Non Destructif, Nice, 24-28 octobre 1994.
- [35] Johannsen K., Heine S., Nockermann C., New Data Fusion Techniques for the Reliability Enhancement of NDT, 6e Conf. Européenne sur le CND, Nice, 24-28 octobre 1994, pp 361-365.

- [36] Tanner R., Loh N.K., A Taxonomy of Multi-Sensor Fusion, Journal of manufacturing systems, 1992, Vol. 11, No. 5, pp 314-325.
- [37] Balasko M., Svab E., Application of combined non-destructive methods in development of cooling units, Congrès COFREND sur les essais non destructifs, Nantes, 22-26 septembre 1997, pp 751-755.
- [38] Dromigny-Badin Anne, 1998, fusion d'image par la théorie de l'évidence en vue d'application médicale et industrielle ; Signale, image, Parole, Institut nationale des sciences appliqué de Lyon, Lyon, 152p.
- [39] Van den Elsen P., Evert-Jan D., Viergever M., Medical image matching : a review with classification, IEEE Trans. on Medicine and Biology, Mars 1993, Vol. 12, No. 1, pp 26- 39
- [40] Zubal I.G., Tagare H., Zhang L., Duncan J., 3D registration of intermodality medical images, Proc. Ann. Int. Conf. IEEE Engineering in Med. and Biol. Soc., 1991, Vol. 13, pp 293-294.
- [41] Malandin G., Fernandez-Vidal S., Rocchisani J.M., Mise en correspondance d'objets 3D par une approche mécanique : application aux images médicales multimodales, Traitement du Signal, 1994, Vol. 11, No. 6, pp 541-558
- [42] Wahl R.L., Quint L.E., Cieslak R.D., Aisen A.M., Koeppe R.A., Meyer C.R., « Anatometabolic » Tumor Imaging ,Fusion of FDG PET with CT or MRI to localize foci of increased activity,Journal of Nuclear Medicine, 1993, Vol. 34, No. 7, pp 1190-1197.
- [43] Pelizzari C.A., Chen G.T.Y, Spelbring D.R., Weichselbaum R.R., Chen C.T., Accurate 3D Registration of CT, PET and/or MR images of the brain, Journal of Computed Assisted Tomography, janvier 1989, Vol. 13, No. 1, pp 20-26.
- [44] Hill D.L.G., Hawkes D.J., Harrison N.A., Ruff C.F., A strategy for Automates Multimodality Image Registration Incorporating Anatomical Knowledge and Imager Characteristics, Lectures Notes in Comp. Science Information Processing in Medical Imaging, HH. Barret, AF Gmitro , Eds Springer Verlag, 1993, Vol. 687, pp 182-195
- [45] Polh C, Van Genderen J.L, 1998, Multisensor image fusion in remote sensing: concepts, methods and application, International Journal of Remote Sensing, 19(5), P 823-854.

[46] Leila Fonseca and al, Image Fusion for Remote Sensing Applications National Institute for Space Research, INPE São Paulo State University, Unesp Brazil

[47] Chavez P.S, S.C. Side et J.A Anderson, 1991. Comparison of three different methods to merge multiresolution and multispectral data: Landsat TM and SPOT Panchromatic, Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, Vol.57, n°3, P 265-303.

[48] Showengerdt R.A, 1980, Reconstruction of multispatial, multispectral image data using spatial frequency contents, Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, vol.46, n10, p.1325-1334.

[49] Chavez P.S, 1986, Digital merging of landsat TM and digitalized NHAP data for 1:24,000-scal image mapping, Photogramatic engineering & Remote Sensing, vol.52,n10,p.295-303.

[50] Chavez P.S, S.C. Side et J.A Anderson, 1991. Comparison of three different methods to merge multiresolution and multispectral data: Landsat TM and SPOT Panchromatic, Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, Vol.57, n°3, P 265-303.

[51] Haydn R.,G.W. Dalke, J. Henkel et J.E. Bare, 1982, Application of HIS color transform to the processing of multisensor data and image enhancement, In. Proceedings of International Symposium on Remote Sensing of Arid and Semi-Arid Lands,Caire,Egypt, P599-616.

[52] Carper W, J., T.M. Lillesand et R.W. Kiefer, 1990, The use of Intensity hue saturation transformation for merging SPOT panchromatic and multispectral image data, Phtogrammetric Engineering and Remote Sensing, vol.56, n°4,P.459-467.

[53] Tu T.M., S.C Su, H.C. Shyu and P.S. Huang, 2001. A new look at IHS-like image fusion methods, information Fusion, vol. 2,n°3, P 177-186.

[54] Marshall S. et Matsopoulos G.K. 1994, Fusion of MR and CT images of the human brain using multiresolution morphology. Mathematical Morphology and Its Applications to Image Processing, Kluwer Academic Publishers, p. 317-324.

[55] Matsopoulos G. K, Marshall S. et Brunt J. N. H, 1994, Multiresolution morphological fusion of MR and CT images of the human brain. IEEE Proceedings Vision, image and signal processing, p.137-142.

[56] Mokhtari Mustapha, fusion des images médicales par bandelette 2011.

- [57] Peng Geng,et autres , Multimodal Medical Image Fusion by Adaptive Manifold Filter, 2015.
- [58] Daljit Kaur,et autres, medical image fusion using gaussian filter, wavelet transform and curvelet transform filtering,2015.
- [59] Hall D L, Llinas J. An introduction to multisensory data fusion. Proceedings of the IEEE, 1997, 85(1): 6–23.
- [60] Zhang Z, Blum R S. A categorization of multiscale decomposition-based image fusion schemes with a performance study for a digital camera application. Proceedings of the IEEE, 1999, 87(8): 1315–1326 .
- [61] Le P E, Mallat , S. Sparse geometric image representation with bandelets IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(4): 423–438
- [62] Do M N, Vetterli M. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(12): 2091–2106.
- [63] Qu X B, Xie G F, Yan J W, Zhu Z Q, Chen B G. Image fusion algorithm based on neighbors and cousins information in nonsubsamped contourlet transform domain. In: Proceedings of International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition. Beijing, China: IEEE, 2007.1797 –1802.
- [64] Zheng Yong-An, Song Jian-She, Zhou Wen-Ming, Wang RuiHua. False color fusions for multi-band SAR images based on contourlet transform. Acta Automatica Sinica, 2007, 33(4): 337 –341 .
- [65] Fang Yong, Liu Sheng-Peng, Infared Image Fusion Algorithm Based on Contourlet Transform and Improved Pulse Coupled Neural Networks, China Patent 1873693A, December 2006 (in Chinese).
- [66] G. Peyré, “Géométrie multi-échelles pour les images et les textures,” Thèse de Doctorat, Centre de mathématiques appliqués CMAP, Ecole Polytechnique, France, Décembre 2005.
- [67] P.RAVIER, « Cours d’ondelettes », Espeo-université d’Orléans 2000.
- [68] BELADGHAM.M, « Segmentation, Analyse et Compression d’image par Ondelettes : Application aux IRM », Mémoire de magister en électronique option : Signaux et systèmes, université de Tlemcen. Octobre 2003.
- [69] B.DELYON, « ondelettes orthogonales et bi orthogonales » RR, N° 1985, 1993.

[70] P.G.LEMARIE, « les ondelettes en 1988 », Lecture Notes in Mathematics, No 1438
springer – Verlag Publisher.

[71] I.DAUBECHIES, « orthonormal bases of Compactly Supported Wavelet », *com.pure Appl.Math.* Vol.41, pp.909, Nov 1988.

[72] BELADGHAM.M, « Segmentation, Analyse et Compression d'image par Ondelettes : Application aux IRM », Mémoire de magister en électronique option : Signaux et systèmes, université de Tlemcen. Octobre 2003.

[73] E. B .Bouchereau, « Analyse d'images par transformées en ondelettes : Application aux images sismiques. », Thèse de doctorat de l'université Joseph Fourier, grenoble 1, Spécialité : « Mathématiques Appliquées », Mars 1997.

[74] P.J.BRUT, E.H.ADELSON, « the LAPLACIEN pyramid as a compact image code », *IEEE Trans. On com.* Vol. COM-31 (4), pp.337-345, April 1983.

[75] Ranchin. T, 1993, Applications de la transformée en ondelettes et de l'analyse multirésolution au traitement des images de télédétection. Thèse de doctorat, université de Nice Sophia, Antipolis, 110 p.

[76] Bouchereau. E, 1997, Analyse d'images par transformées en ondelettes. Application aux images sismiques. Thèse de doctorat, université Joseph Fourier, Grenoble, 153p.

[77] Mallat, S. G, 1989, A theory for multiresolution signal decomposition : the wavelet representation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 11, n° 7, p. 674-693.

[78] Michel Misiti et all, 2003, Les ondelettes et leurs applications, Paris, Lavoisier, 336p, ISBN 2-7462-0526-2.

[79]. E.J. Candès and D.L. Donoho, “Curvelets – a surprisingly effective non adaptive representation for objects with edges,” in *Curves and Surfaces fitting*, A. Cohen, C. Rabut, and L. L. Schumaker (eds), Saint- Malo: Vanderbilt University Press, 1999.

[80]. E.J. Candès and D.L. Donoho, “New tight frames of curvelets and optimal representations of objects with piecewise C2 singularities,” *Commun. On Pure and Appl. Math.*, pp. 219–266, Feb. 2004.

[81] M. N. Do and M. Vetterli, "The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation," *IEEE Trans. Image Process.*, vol.14, no. 12, pp. 2091–2106, Dec. 2005.

[82] J. Radon., on the determination of functions from their integral values along certain manifolds, in reports _ Saxon Academy of Sciences, Leipzig Math Nat, 1917, vol. 69, pp. 262_277.

[83] A. B. Watson, "The cortex transform : rapid computation of simulated neural images," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 39, no. 3, pp. 311–327, Sept. 1987.

[84] E.J. Candès, "Ridgelets: The key to higher-dimensional intermittency *Phil. Trans. R. Soc. Lond. A.*, vol. 357, pp. 2495–2509, 1999.

[85] E.J. Candès and D.L. Donoho, "New tight frames of curvelets and optimal representations of objects with piecewise C^2 singularities," *Commun. On Pure and Appl. Math.*, pp. 219–266, Feb. 2004. image representation, *IEEE Transactions on Image Processing*, Oct. 2003.

[86] M. N. Do and M. Vetterli, "The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 14, no. 12, pp. 2091–2106, Dec. 2005.

[87] H. Führ, L. Demaret, and F. Friedrich, Beyond wavelets: New image representation paradigms, Chapter 7 in M. Barni (ed.): *Document and Image Compression*. CRC Press, 2006.

[88] M. N. Do and M. Vetterli, The contourlet transform : An efficient directional multiresolution.

[89] P. J. Burt and E. H. Adelson, "The Laplacian pyramid as a compact image code," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 31, no. 4, pp. 532–540, Apr. 1983.

[90] R. H. Bamberg and M. J. T. Smith, "A filter bank for the directional decomposition of images: theory and design," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 40, no. 4, pp. 882–893, Apr. 1992.

[91] A. L. Cunha, J. Zhou, and M. N. Do, "The nonsubsampling contourlet transform: Theory, design, and applications," *IEEE Trans. Image Process*, vol. 15, no. 10, pp. 3089–3101, Oct. 2006.

- [92] J. Zhou, A. L. Cunha, and M. N. Do, "The nonsubsamped contourlet transform: construction and application in enhancement," in Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing, ICIP 2005, vol. 1, pp. I-469–472.
- [93] J. W. Gibbs, « Fourier Series », Nature, vol. 59, 1898, p. 200 et 1899, p. 606.
- [94] J. Zhou, A. L. Cunha, and M. N. Do, "The nonsubsamped contourlet transform: construction and application in enhancement," in Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing, ICIP 2005, vol. 1, pp. I-469–472.
- [95] F. Rosenblatt, Principle of Neurodynamics, Spartan Books, New York, 1962.
- [96] Romain brette ,modèle impulsionnels de reseaux de neurones biologiques , p35
- [97] Abdel Hakim. Bourmel, " Apprentissage Neuro-Flou ", Thèse de Magister, Departement de'Informatique Université Mentouri Constantine. Septembre 2001.
- [98] Mohammed El Amine BECHAR, Caractérisation et Classification des Formes.
- [99] Meftah Boudjelal, Contribution des Réseaux de Neurones Temporels dans le Traitement des Images Animées.
- [100] R. Johnson et al, A Major Gene Affecting Age-Related Hearing Loss Is Common to at Least Ten Inbred Strains of Mice.
- [101] QU Xiao-Bo et al, Image Fusion Algorithm Based on Spatial Frequency-Motivated Pulse Coupled Neural Networks in Nonsubsamped Contourlet Transform Domain.
- [102] L. Yang, B.L. Guo, W. Ni, 2008, Multimodality medical image fusion based on multiscale geometric analysis of contourlet transform, Neurocomputing 72, P 203-211.
- [103] Duncan D.Po ET Minh N., 2006. Directional multiscale Modeling of ofimage using the contoulet transform, IEEE Transaction on Image processing.
- [104] Phong S. M, Kim C. W, Vaidyanathn P, 1995. Anew class of tow-channel biorthogonal filter banks and wavelet bases. IEEE Transaction on signal Processing, 43(3), P 649-661.