



جامعة أبو بكر بلقايد - تلمسان

Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen

Faculté de Technologie

Département de Génie Biomédical

MEMOIRE DE PROJET DE FIN D'ETUDES

pour l'obtention du Diplôme de

MASTER en GENIE BIOMEDICAL

Spécialité : Imagerie Médicale

présenté par : **MEKKI Ihsane et SAADOUNE Bakhta**

**FUSION HYBRIDE DES IMAGES MEDICALES
PAR LA TRANSFORMEE EN BANDELETTE
COUPLE AVEC LE PCNN**

Soutenu le 12 septembre 2017 devant le Jury

Mr	HAMZA CHRIF Lotfi	<i>MCA</i>	Université de Tlemcen	Président
Mr	BOUKLI Hacene Ismail	<i>MCB</i>	Université de Tlemcen	Encadreur
Mr	DIB Nabil	<i>MCB</i>	Université de Tlemcen	Examineur

Année universitaire 2016-2017

Je dédie ce mémoire à :

A mes chers parents pour leurs encouragements, leur soutien moral, spirituel et leur tolérance durant toutes mes années d'études, tous les mots restent faibles pour exprimer mes sentiments, qu'ils trouvent à travers ce travail la récompense de leurs efforts. J'espère qu'Allah me donne la force et le courage pour que je puisse rendre leurs sacrifices.

A mon marie son sacrifices, son soutien moral et matériel m'ont permis de réussir mes études. Ce travail soit le témoignage de ma reconnaissance et de mon amour sincère et fidèle.

A mes frères et mes cousines qui n'ont cessé d'être pour moi des exemples de persévérance, de courage et de générosité.

A tous mes amies.

MEKKI.I

Je dédie ce mémoire à :

Mes parents

Ma mère, qui a œuvré pour ma réussite, de par son amour, son soutien, tous les sacrifices consentis et ses précieux conseils, pour toute son assistance et sa présence dans ma vie, reçois à travers ce travail aussi modeste soit-il, l'expression de mes sentiments et de mon éternelle gratitude.

Mon père, qui peut être fier et trouver ici le résultat de longues années de sacrifices et de privations pour m'aider à avancer dans la vie. Puisse Dieu faire en sorte que ce travail porte son fruit; Merci pour les valeurs nobles, l'éducation et le soutien permanent venu de toi.

Mes frères et mes sœurs qui n'ont cessé d'être pour moi des exemples de persévérance, de courage et de générosité.

A toute ma famille SAADOUNE.

A tous mes collègues de GBM.

A tous ceux qui m'ont aidé de loin ou de près .

SAADOUNE.B

Remerciements

Nous tenons dans un premier temps à remercier ALLAH le tout puissant de nous avoir donné la volonté, le courage et de nous avoir aidé tout au long de notre parcours éducatif.

Nous tenons à remercier sincèrement Mr. BOUKLI HACENE ISMAIL en tant que directeur de mémoire pour son attention aussi particulière, pour ses conseils avisés qui ont été prépondérant pour la bonne réussite de ce projet. Nous avons beaucoup appris de son savoir, sa méthodologie et son expérience. Pour tout cela nous lui seront éternellement reconnaissantes. Avec tous nos respects et notre gratitude.

On remercie également Monsieur Hamza Chrif Lotfi, Maître de conférences à l'Université Abou-Bekr Belkaid de Tlemcen, qui a accepté de juger ce travail et d'avoir accepté de présider le jury de ce projet de fin d'étude.

Nos respectueux remerciements à Monsieur Dib Nabil, Maître Assistant à l'Université Abou-Bekr Belkaid de Tlemcen, qui a accepté d'examiner ce travail.

Nous remercions infiniment tous les enseignants qui nous ont aidé durant tout notre cycle d'études.

Un grand merci à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin pour l'élaboration de ce travail.

Tables des matières

Remerciements	I
Table des matières	II
Liste des figures.....	III
Liste des tableaux.....	IV
Liste des acronymes.....	V

Introduction générale.....	1
----------------------------	----------

CHAPITRE I : Etat de l'art sur la fusion des images médicales

I.1. Introduction.....	2
I.2. L'imagerie médicale.....	2
I.2.1. Définition	2
I.2.2. Les modalités d'Acquisition de l'imagerie cérébrale.....	2
I.2.2.1.L'imagerie par résonance magnétique (IRM)	2
I.2.2.2.La tomodensitométrie (TDM)	3
I.2.2.3.La Tomographie par Emission de Positron (TEP)	4
I.3. La fusion.....	5
I.3.1 Définition de la fusion	5
I.3.2 La nécessité de la fusion.....	5
I.3.3 Les approches de la fusion.....	6
I.3.4 Les applications médicales de la fusion	7
I.3.4.1 La fusion intra sujet et intra modalité.	7
I.3.4.2 La fusion intra sujet et inter modalité.	8
I.3.4.3 La fusion inter sujet et intra ou inter modalité.....	9
I.3.4.4 La fusion sujet et modalités.....	10
I.3.5 Le processus de la fusion	11

I.3.5.1	Le prétraitement	11
I.3.5.2	Le redimensionnement.....	12
I.3.5.3	Recalage.....	12
I.3.6	Etat de l'art	14
I.3.6.1.	Les méthodes de types projection –substitution.....	14
I.3.6.1.1	Transformée en IHS (ou ITS)	14
I.3.6.1.2	Méthode analyse en composante principale (ACP)	15
I.3.6.1.3	Méthode HPF (filtre passe haut)	16
I.3.6.2	Les méthodes multirésolution et directionnelle.....	17
I.3.6.2.1	La transformée en ondelette.....	17
I.3.6.2.2	La transformée en contourlet	18
I.3.6.2.3	La transformée en bandelettes	19
I.3.6.3	Des travaux trouvés dans la littérature.....	19
I.4	Conclusion.....	21

CHAPITRE II : La fusion hybride des images médicales

II.1	Introduction.....	22
II.2	La transformée en ondelette.....	22
II.2.1	La transformée en ondelettes discrète (DWT)	23
II.2.2	Analyse multi-résolution associé aux ondelettes.....	23
II.2.3	Algorithme de l'analyse multi-résolution.....	24
II.3	X-let.....	26
II.4	Transformées géométriques adaptatives.....	27
II.4.1	Transformée en bandelettes.....	27
II.4.1.1	Définition de la géométrie.....	28
II.4.1.2	Transformée Bandelette première génération.....	28
II.4.1.3	Les bandelettes de seconde génération	30
II.4.1.4	Base de bandelettes	31
II.4.1.5	Algorithme de la fusion par bandelette	33

II.5 Réseaux de neurones à impulsion couplée (PCNN)	34
II.5.1 Le neurone formel	34
II.5.2 Les réseaux de neurones	36
II.5.2.1 Architecture des réseaux de neurones	37
II.5.2.2 Apprentissage des réseaux de neurones.	39
II.5.3 Les modèles impulsionnels de réseaux de neurones.....	39
II.5.3.1 Réseaux de neurones à Impulsion couplés (PCNN)	39
II.5.3.1.1 Architecture du réseau	39
II.5.3.1.2 Caractéristiques d'un PCNN.....	40
II.5.3.2 Le PCNN dans la fusion d'image.....	41
II.6 Conclusion	41

CHAPITRE III : Implémentation et résultats

III.1 Introduction.	42
III.2 Présentation de la base de données.....	42
III.3 La méthode hybride de la fusion d'image par la BDLT- SF- PCNN.....	43
III.3.1 L'algorithme proposé de la méthode BDLT- SF- PCNN	44
III.4. La qualité de la fusion	45
III.4.1 Analyse visuelle.....	46
III.4.2 Analyse quantitative.....	46
III.5. Implémentation de la méthode hybride basée sur la BDLT et le PCNN et la SF.....	48
III.5.1 Interprétation des résultats.....	53
III.6. Comparaison des résultats.....	54
III.6.1 Interprétation des résultats.....	61
III.7. Conclusion.	63

Conclusion générale.	64
---------------------------	----

Bibliographie.	65
---------------------	----

Résumé	73
--------------	----

Liste des figures

Figure I.1: Exemples d'une coupe d'IRM.....	3
Figure I.2: Scanner cérébral. A- Sans injection B- Avec injection.....	4
Figure I.3: Exemples d'une coupe de TEP.....	5
Figure I.4: Trois types complémentaires de fusion d'images.....	7
Figure I.5: Comparaison entre deux examens TEP, (a) intraictal, (b) ictal, (c) soustraction.....	8
Figure I.6: Exemples de fusion multimodale IRM/TEP.....	9
Figure I.7: Les modèles utilisés dans contexte 4 (a)image atlas IRM, (b) Template SPECT.....	10
Figure I.8: Fusion des données images avec un sujet réel.....	11
Figure I.9: Recalage des images cérébrale, (a) recalage rigide, (b) recalage déformable.....	13
Figure I.10: Image fusionné par ACP.....	15
Figure I.11: La fusion par transformer en ACP.....	16
Figure I.12: Image Fusionné par HPF.....	17
Figure I.13: Processus de fusion par DWT.....	18
Figure I.14: Le cadre de fusion utilisant la transformation contourlet.....	18
Figure II.1: Schéma de décomposition 1D d'un signal S par DWT.....	24
Figure II.2: Schéma de reconstruction 1D d'un signal par DWT.....	25
Figure II.3: Schéma de décomposition 2D par la DWT.....	26
Figure II.4: Schéma de reconstruction 2D par la DWT.....	26
Figure II.5: Représentation des coefficients. (a) en ondelette, (b) en bandelettes.....	27
Figure II.6: Exemple d'un contour C et son flot τ définie par sa tangente.....	28
Figure II.7: (a) Détection des contours. (b) Construction des zones des pixels "bandelettes" par grassfire. (c) Déformation de la zone.....	29
Figure II.8: Exemple de segmentation en carrées dyadiques d'une image avec le quadtree correspondant.....	30
Figure II.9: Algorithme de la transformée en bandelettes seconde génération.....	31
Figure II.10: Le processus de la fusion par la transformé en bandelette.....	34
Figure II.11: Mise en correspondance neurone biologique / neurone artificiel.....	35

Figure II.12: Neurone formel.....	35
Figure II.13.1: Fonction Heaviside.....	36
Figure II.13.2: Fonction signe.....	36
Figure II.13.3: Fonction sigmoïde.....	36
Figure II.14: Réseau de neurone non bouclé.....	37
Figure II.15: Réseau à connexions locales.....	38
Figure II.16: Réseau de neurone bouclé.....	38
Figure II.17: Architecture d'un PCNN.....	40
Figure III.1: Les différents couples d'images utilisés.....	42
Figure III.2: Le schéma de l'algorithme BDLT-SF-PCNN.....	45
Figure III.3: Fusion de Couple A par la méthode hybride et la méthode basée sur IHS.....	49
Figure III.4: Fusion de Couple B par la méthode hybride et la méthode basée sur IHS.....	50
Figure III.5: Fusion de Couple C par la méthode hybride et la méthode basée sur IHS.....	50
Figure III.6: Fusion de Couple D par la méthode hybride et la méthode basée sur IHS.....	51
Figure III.7: Fusion de Couple E par la méthode hybride et la méthode basée sur IHS.....	51
Figure III.8: Fusion de Couple F par la méthode hybride et la méthode basée sur IHS.....	52
Figure III.9: Fusion de Couple G par la méthode hybride et la méthode basée sur IHS.....	52
Figure III.10: La moyenne de la fusion des Couples par les différentes méthodes.....	53
Figure III.11: Fusion de Couple A par les 10 méthodes.....	56
Figure III.12: Fusion de Couple B par les 10 méthodes.....	57
Figure III.13: Fusion de Couple C par les 10 méthodes.....	57
Figure III.14: Fusion de Couple D par les 10 méthodes.....	58
Figure III.15: Fusion de Couple E par les 10 méthodes.....	58
Figure III.16: Fusion de Couple F par les 10 méthodes.....	59
Figure III.17: Fusion de Couple G par les 10 méthodes.....	59
Figure III.18: La moyenne de la fusion des Couples par les différentes méthodes.....	60
Figure III.19: Fusion (TDM/IRM), comparaison visuelle entre les différentes méthodes implémentées.....	61
Figure III.20: Fusion (PET/IRM), comparaison visuelle entre les différentes méthodes implémentées.....	62

Liste des tableaux

Tableau II.1: Etude comparative des transformées orientées.....	34
Tableau III.1: Les résultats de la fusion par (IHS), (BDLT+SF+PCNN) et ((BDLT+SF+PCNN)+IHS).....	48
Tableau III.2: La moyenne des différents couples d'images (choix de méthodes).....	53
Tableau III.3: Les résultats des 10 méthodes testées sur 7 couples d'images.....	54
Tableau III.4: La comparaison entre les différentes méthodes (BDLT, NSCT).....	60

Liste des acronymes

IRM : Imagerie par Résonance Magnétique.

TDM : Tomodensitométrie.

TEP : Tomographie par émission de positons.

TEMP : Tomographie par Emission Monophotonique.

CT : Computed Tomography.

SPECT : Tomographie par émission mono-photonique.

ITS : Intensité Teinte Saturation.

RVB : Rouge Vert Bleu.

ACP : Analyse en Composante Principale.

HPF : Filtre Passe Haut.

NSCT : la Transformée en Contourlet Non Sous Echantillonnée

PCNN : Réseaux de neurones à impulsion couplés.

SF : Fréquence spatiale.

MSD : Décomposition multi-échelle.

DWT : La transformée en ondelettes discrète.

BDLT : La transformée en bandelette.

IE : Information Entropie.

CC : Coefficient de Corrélation.

STD : Déviation Standard.

MI : Mutual Information.

Introduction générale

Dans le contexte clinique actuel, l'imagerie médicale est une composante essentielle d'un grand nombre d'applications. De telles applications se produisent tout au long de la séquence clinique des événements; Non seulement dans les paramètres de diagnostic, mais en bonne place dans les domaines de la planification, la réalisation et l'évaluation des procédures chirurgicales et radiothérapeutiques. Les modalités d'imagerie utilisées peuvent être divisées en deux catégories globales: anatomique et fonctionnelle. Étant donné que l'information obtenue à partir de deux images acquises dans le parcours clinique des événements est habituellement de nature complémentaire, une intégration adéquate des données utiles obtenues à partir des images séparées est souvent souhaitée. Une première étape dans ce processus d'intégration consiste à intégrer les modalités dans l'alignement spatial, une procédure appelée enregistrement. Après l'enregistrement, une étape de fusion est requise pour l'affichage intégré des données concernées. [1]

C'est le but de notre étude, nous intéressons à la fusion d'images médicales, selon les différents niveaux de fusion, la fusion d'image est divisée en trois niveaux: la fusion d'image au niveau des pixels, la fusion de l'image au niveau de la fonction et la fusion d'image au niveau de la décision. Maintenant, plus de recherches se concentrent sur l'algorithme de fusion d'image au niveau des pixels. Il peut diviser en deux classes: fusion d'image basée sur le domaine spatial et la fusion d'image basée sur le domaine de transformation. La fusion d'image du domaine de la transformation est le point chaud des recherches actuelles, principalement la fusion de l'image basée sur la décomposition de la pyramide de Laplace, la fusion d'image basée sur la transformée en ondelettes, la fusion d'image basée sur la transformation Contourlet et la fusion d'image basée sur La transformation Contourlet non échantillonnée (NSCT). [2]

On va vous présenté une nouvelle méthode qui est basée sur la transformé en bandelette couplé avec le PCNN et la SF, Pour réaliser cette étude, il faudra tout d'abord recalibrer 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.

Dans le premier chapitre, nous allons présenter les principales modalités d'imagerie médicales (IRM, TDM, TEP) et on présentera aussi l'aspect de la fusion d'images, les différentes approches ainsi que les applications. Dans le deuxième chapitre nous allons présenter la théorie de la transformé en ondelette (DWT), la transformé en bandelette (BDLT) et le réseau de neurone à impulsion couplé (PCNN). Dans le derniers chapitre nous présentons la méthode de la fusion des images utilisé dans notre projet, qu'est basée sur l'hybridation de la transformé en bandelette (BDLT), la SF et le PCNN ainsi que les implémentations, suite d'une analyse quantitative et visuelle des résultats, on ajoutant une comparaison entre notre méthode proposé et les différentes méthodes basées sur la fusion par analyse multi résolution (DWT, NSCT ..ect).

Chapitre I :

Etat de l'art sur la fusion d'image médicale

I.1. Introduction

La fusion regroupe les techniques utilisées pour associer des informations variées sur un même problème. En traitement des images, la fusion se préoccupe de combiner des images provenant de la même modalité d'imagerie ou de multiples modalités pour mieux connaître l'objet d'observation. La fusion est devenue un aspect très important dans plusieurs domaines très différents, et apparaissent comme un nouvel outil d'aide au diagnostic pour faciliter la tâche au médecin.

Ce chapitre vise à préciser les principales modalités d'imagerie qui seront évoquées dans ce mémoire. Puis nous présentons les approches et les applications de la fusion ainsi que les méthodes de fusion utilisée dans notre mémoire et nous finirons par un état de l'art sur l'application de bandelette.

I.2. Imagerie médical

I.2.1. Définition

L'imagerie médicale est un ensemble de techniques consistant à mettre en image différentes régions ou différents organes de l'organisme. Il existe plusieurs types d'imageries médicales qui sont plus ou moins adaptées en fonction des zones à étudier. On distingue notamment [1] type d'imagerie médicale :

L'imagerie médicale conventionnelle, également appelée anatomique ou structurale le plus souvent utilisée en médecine regroupe la radiologie traditionnelle dite radiologie X, le scanner ou Tomodensitométrie X (TDM), l'Echographie, et l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM). Ces techniques permettent d'obtenir des informations sur la STRUCTURE des organes, leur forme, leurs limites, et dans certains cas leur contenu (structures osseuses, calculs vésicaux)

A l'opposé, les techniques d'imagerie fonctionnelle s'intéresseront à la FONCTION des organes, des tissus ou des cellules, c'est-à-dire à leur METABOLISME. Les techniques d'imagerie fonctionnelle sont la scintigraphie, le PETSCAN, et certaines études d'IRM, dite IRM fonctionnelle [2].

I.2.2. Les modalités d'Acquisition de l'imagerie cérébrale

I.2.2.1 L'imagerie par résonance magnétique (IRM)

L'IRM ou Imagerie par résonance magnétique est l'une des techniques d'imagerie médicale les plus récentes. Elle permet en effet d'obtenir des images 2D ou 3D de certaines régions du corps et d'identifier des anomalies spécifiques, cet examen ne provoque aucune irradiation. Il ne fait appel en effet, qu'aux propriétés des champs magnétiques [3].

Ce champ magnétique doit être puissant et stable et produit par un aimant supraconducteur qui crée une magnétisation des tissus par alignement des moments magnétiques de spin. Des champs magnétiques oscillants plus faibles, dits « radiofréquence », sont alors appliqués de façon à légèrement modifier cet

alignement et produire un phénomène de précession qui donne lieu à un signal électromagnétique mesurable. La spécificité de l'IRM consiste à localiser précisément dans l'espace l'origine de ce signal RMN en appliquant des champs magnétiques non uniformes, des « gradients », qui vont induire des fréquences de précession légèrement différentes en fonction de la position des atomes dans ces gradients. Sur ce principe qui a valu à ses inventeurs, Paul Lauterbur et Peter Mansfield le prix Nobel de physiologie ou médecine en 2003, il est alors possible de reconstruire une image en deux dimensions puis en trois dimensions de la composition chimique et donc de la nature des tissus biologiques explorés [4].

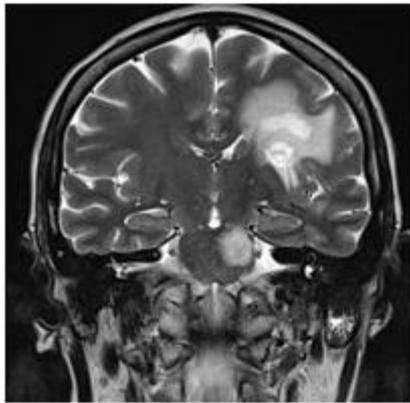


Figure I.1: Exemples d'une coupe d'IRM.

I.2.2.2 La tomodensitométrie (TDM)

La Tomodensitométrie (TDM) dite aussi scanographie, scanner X ou Tomographie axiale transverse assistée par ordinateur. Il repose sur l'utilisation des rayons X qui font partie des ondes électromagnétiques

En 1972 le Scanner mis au point par les radiologues britanniques Allan Mc Cornack et Godfrey N. Hounsfield, prix Nobel en 1979 [5].

Le scanner est une chaîne radiologique avec un tube à rayons X et un ensemble de détecteurs disposés en couronne. Le principe repose sur la mesure de l'atténuation d'un faisceau de rayons X qui traverse un segment du corps. Le tube et les détecteurs tournent autour de l'objet à examiner. De multiples profils d'atténuation sont obtenus à des angles de rotation différents. Ils sont échantillonnés et numérisés. Les données sont rétro projetées sur une matrice de reconstruction puis transformées en image analogique [6].

Le scanner utilise les rayons X à des fins de diagnostic, pour visualiser les structures du corps humain. Cette technique d'imagerie apporte des informations différentes et est choisie par le médecin en fonction

de l'objectif diagnostique. Elles constituent un outil irremplaçable de la médecine moderne. Toutefois, l'accumulation de doses de rayons X peut accroître légèrement le risque de développer un cancer à long terme. Ce risque augmente avec le niveau de dose de rayons X reçus et le nombre d'examens réalisés. Un scanner doit dans tous les cas être demandé et justifié par un médecin après une consultation. Cette demande doit ensuite être validée par un radiologue, qui peut éventuellement la remplacer par un autre examen plus adapté et parfois moins irradiant [7].

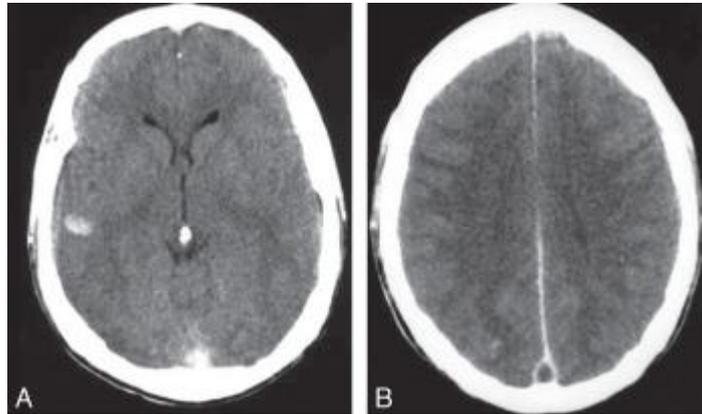


Figure I.2: Scanner cérébral. A- Sans injection B- Avec injection.

I.2.2.3 La Tomographie par Emission de Positron (TEP)

La tomographie par émission de positons ou TEP une modalité d'imagerie fonctionnelle. Cette technique qui relève de la scintigraphie est un examen à visée diagnostique, reposant sur la détection de positons produits par une substance radioactive administrée au patient par voie intraveineuse.

Le radiotracer est injecté au patient. Lorsque l'atome radioactif se désintègre, le positon émis parcourt un trajet de quelques millimètres dans l'organisme avant de se combiner avec un électron. Les deux particules s'annihilent et donnent naissance à l'émission simultanée de deux photons gamma en ligne droite et dans deux directions opposées. Cette paire de photons est recueillie par la couronne de détecteurs de la caméra à positons située autour du patient. Les différentes désintégrations provenant du même site sont recoupées au moyen de droites dont l'intersection correspond à la région émettrice. Cette particularité permet, d'une part, de localiser très précisément le traceur dans l'organisme et, d'autre part, elle Pour être utilisable en médecine [8].

La TEP fournit une image précise de l'activité cellulaire à l'intérieur du tissu observé. Dans tous les cas, elle est réalisée en milieu hospitalier [9].

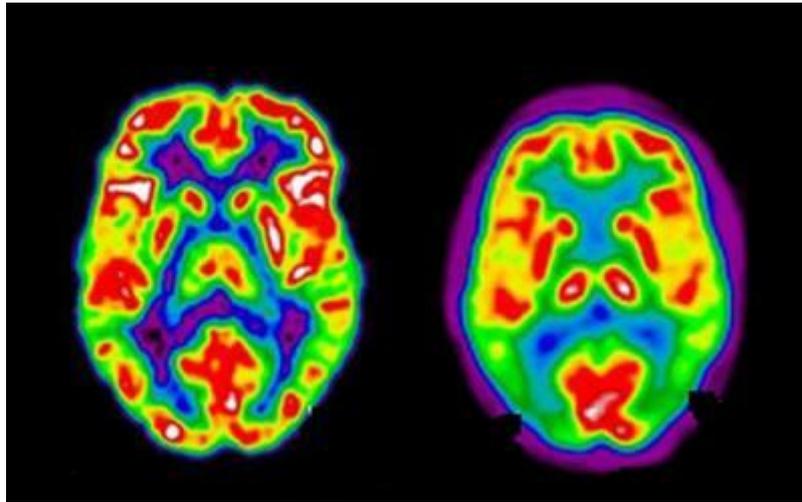


Figure I.3: Exemples d'une coupe de TEP.

I.3 La fusion

I.3.1 Définition de la fusion

La fusion est devenue un aspect important de traitement de l'information dans plusieurs domaines [10]

Plusieurs sens sont donnés à la fusion, nous reprenons ici la définition proposée par Bloch: La fusion d'informations consiste à combiner des informations issues de plusieurs sources afin d'aider à la prise de décision [11]

Dans le domaine du traitement d'image on utilise la fusion pour le diagnostic et le traitement.

Cette technique est utilisée lorsque plusieurs images du patient sont enregistrées et superposées ou fusionnées pour fournir des informations supplémentaires. Les images fusionnées peuvent être créés à partir de plusieurs images de la même modalité d'imagerie, [12] ou en combinant les informations provenant de multiples modalités [13].

I.3.2 La nécessité de la fusion

Les images constituent une source d'information majeure pour les systèmes de fusion d'information. Les données issue de l'image peut être intégrée à un modèle physique par l'intermédiaire d'une estimation de l'objet, au niveau pixel ou voxel dans le cas des images 3D

La fusion d'images a été introduite pour améliorer les performances de la reconnaissance des formes, de la détection et de l'identification, mais aussi pour les applications qui ont besoin de prendre des décisions tout au long du processus de reconnaissance.

Prenons un exemple dans un milieu hospitalier.

Le système le plus connu de fusion en imagerie médicale est le PACS (Picture Archiving and Communication Systems, système d'archivage et d'échange d'images [14]), le PACS est un outil interactif qui réalise une fusion multisource et visualise les résultats pour permettre à l'expert d'élaborer son diagnostic. Les sources d'images peuvent être acquises par différentes modalités comme CT, IRM, SPECT et PET. Saleh Alyafei [15] décrit une application de PACS à la fusion des images multi-modalités. Après le recalage, des séries d'images anatomiques de CT et d'IRM sont fusionnées avec des images métaboliques PET. PACS est un outil de diagnostic très utile.

I.3.3 Les approches de la fusion

Les différents niveaux de la fusion des données sont : la fusion "bas niveau" lorsque les données combinées sont proches des paramètres physiques mesurés, et la fusion "haut niveau" si l'on traite des attributs sémantiques extraits de ces mesures.

Plus exactement, pour des données de type image, on distinguera la fusion de pixels, la fusion d'attributs, et la fusion de décisions. La figure (I.4) illustre ces différents types de fusion pour trois images sources notées S1, S2, et S3. L'extraction de l'information, de type décisionnelle, est effectuée de bas en haut dans les trois schémas de fusion, qui se différencient par le niveau auquel intervient la fusion. On désigne ici par "attributs" des caractéristiques extraites des images sources, qui ne sont pas localisées en chaque pixel, mais mettent en jeu des critères complexes tels que les contours définissant des objets ou des régions, la forme de ces objets ou régions, ou encore leur positionnement les uns par rapport aux autres [16].

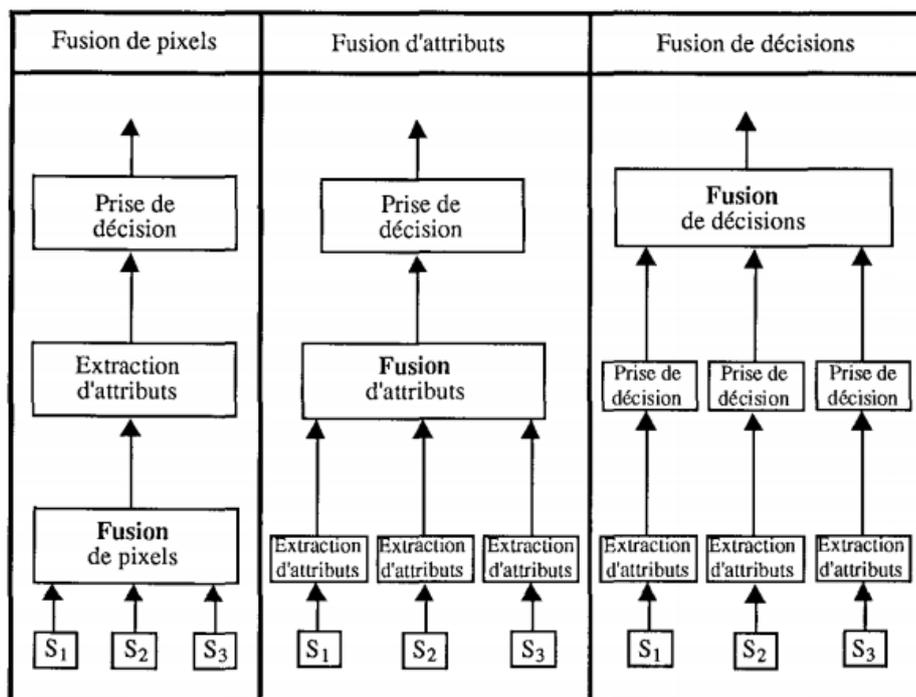


Figure I.4: trois types complémentaires de fusion d'images.

L'avantage de la fusion de pixels sur les deux autres types de fusion est d'éviter toute perte d'information inhérente à l'extraction d'attributs.

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.

I.3.4 Les applications médicales de la fusion

Les applications médicales de la fusion de données peuvent être classées selon leur contexte de fusion. Les contextes de fusion sont regroupés en quatre catégories principales. Pour chaque catégorie, nous décrivons les caractéristiques générales des contextes de fusion correspondants et donnons quelques exemples de contextes cliniques et d'applications médicales [17].

I.3.4.1 Contexte de fusion I : La fusion intra sujet et intra modalité

Fusion intra-sujet et intra-modalité : fusion entre différents jeux de données provenant d'une même modalité pour un sujet. A cette catégorie correspondent trois principaux objectifs cliniques :

1) Suivi de l'évolution

Le suivi dans le temps de 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 postopératoires ou pré- et post-traitement.

2) Comparaison des états

Ce contexte de fusion peut aussi être utilisé pour permettre la comparaison de 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 [18]. La comparaison de deux examens TEMP, acquis respectivement entre des crises d'épilepsie (interictal) et juste après une crise (ictal - un traceur est injecté au tout début de la crise), met en valeur des zones appartenant au réseau épileptogène [19].

3) Imagerie par soustraction

L'imagerie par soustraction est basée sur le calcul d'une différence entre deux jeux de données image 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. Le recalage

intra-sujet et intra-modalité peut aussi être utilisée pour corriger les éventuels mouvements du sujet pendant une acquisition, notamment dans le cas de séries temporelles en IRM fonctionnelle ou un léger déplacement pendant l'acquisition peut influencer de manière importante sur l'analyse statistique [20, 21].

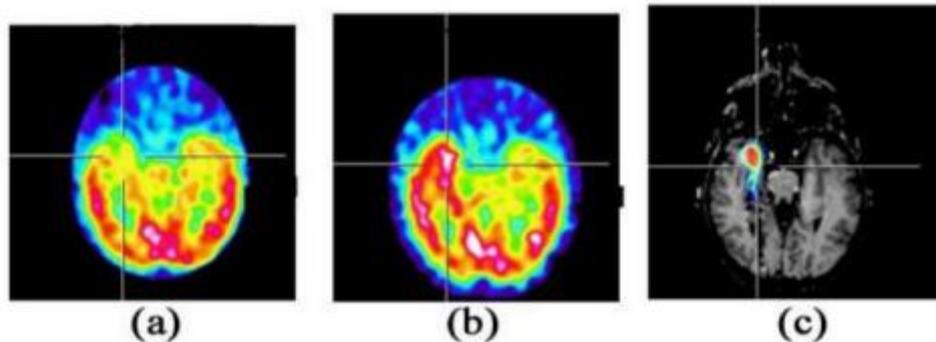


Figure I.5: Comparaison entre deux examens TEP, (a) intraictal, (b) ictal, (c) soustraction.

I.3.4.2 Contexte de fusion II : La fusion intra sujet et inter modalité

Fusion intra-sujet et inter-modalité : fusion entre des données multimodalité 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 permet de profiter de la nature complémentaire des différentes modalités d'imagerie et pour différentes zones anatomiques. La mise en correspondance entre données CT et IRM facilite la localisation anatomique conjointe des structures osseuses et des tissus mous [22]. La mise en correspondance entre des données d'IRM fonctionnelle (figure I.6), de TEP ou de TEMP et des données d'IRM anatomique permet une corrélation anatomo-fonctionnelle, utile notamment dans des études pré chirurgicales.

Ainsi, les images préopératoires qui peuvent avoir servi à la préparation du geste chirurgical ne correspondent plus à la réalité anatomique courante du patient. Une façon de corriger ces modifications est d'acquérir des images en salle d'opération (appelées images préopératoires, comme l'échographie, l'IRM ou le CT interventionnel par exemple) qui fournissent une information permettant, une fois recalées avec les images préopératoires, de calculer les déformations à appliquer à ces dernières [23, 24].

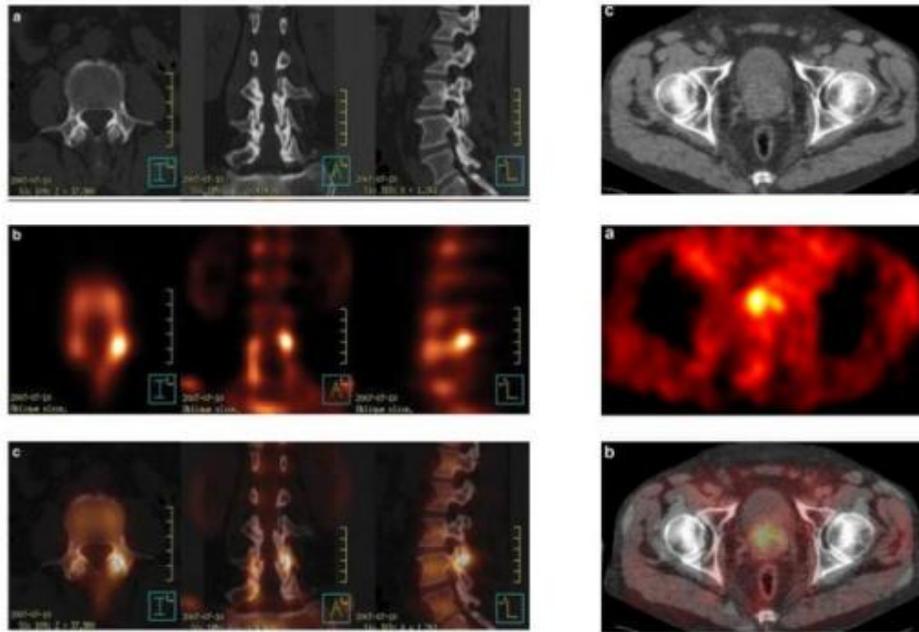


Figure I.6: Exemples de fusion multimodale IRM/TEP.

I.3.4.3 Contexte de fusion III : La fusion inter sujet et intra ou inter modalité

Fusion inter-sujet et intra- ou inter-modalité : Concerne la fusion entre des données mono ou multi modalité concernant des sujets différents. Les applications principales de cette catégorie 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 recalage permet de construire des modèles moyens (appelé Template) [25], de comparer les données d'un sujet à un atlas ou à un « Template », de comparer, via un « Template », (figure I.7), 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 [27] s'appuyant sur l'utilisation de modèles. Les méthodes et applications liées à cette catégorie font encore actuellement, et pour une grande majorité d'entre elles, partie du domaine de la recherche

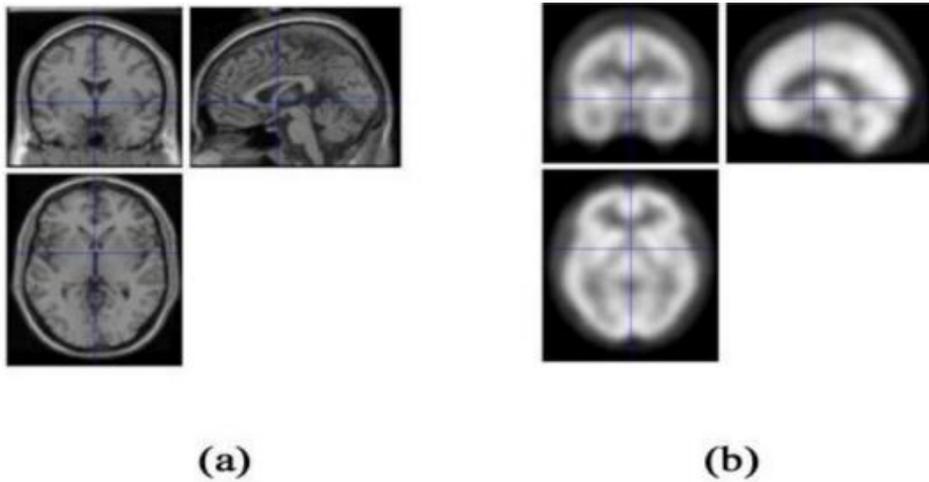


Figure I.7: Les modèles utilisés dans contexte 4 (a) image atlas IRM, (b) Template SPECT.

I.3.4.4 Contexte de fusion IV: La fusion sujet et modalités

Fusion sujet et modalités : fusion entre l'espace du sujet réel et les données images. Figure (I.8) Cette catégorie de contextes de fusion concerne la mise en correspondance entre le sujet réel, les outils thérapeutiques et des images ou mesures pré ou préopératoires. Grâce à des localisateurs tridimensionnels, cette catégorie permet l'interaction entre robots, images et patient. Ces applications, utilisant des systèmes robotiques ou de neuronavigation, sont le plus fréquemment utilisées en neurochirurgie, en orthopédie [28], en chirurgie maxillo-faciale mais aussi en radiologie interventionnelle [29, 30]. Ces systèmes de thérapie guidée par l'image, notamment les systèmes de neuronavigation, 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 I.8: fusion des données images avec un sujet réel.

I.3.5 le processus de la fusion

Le processus de fusion comprend deux étapes. D'une part, les images doivent être superposables, ce qui implique leurs géoréférenciation par correction géométrique et un redimensionnement approprié. La deuxième étape correspond à la fusion proprement dite.

I.3.5.1 Le prétraitement

Le mécanisme de formation des images est loin d'être parfait, et l'image à la sortie de ce mécanisme doit être traitée avant d'être soumise aux modules suivants du système de vision. La fusion nécessite un traitement supplémentaire (filtrage, lissage, amélioration du contraste..ect) qui consiste à préparer les images à la fusion.

On a rencontré deux problèmes dans cette préparation, le premier concerne la taille des images recueillies : la taille des images provenant des deux techniques d'imagerie sont différents, il est nécessaire de redimensionner les images sans distorsions ou pertes d'informations. Mais dans le cas de fusion par des méthodes basées sur les transformées multi-résolution on peut fusionner des images sans les redimensionner même si on a des images de différentes tailles.

Le deuxième problème concerne le recalage : lorsque les images sont faites sur des plans différents, il sera difficile de comparer les deux images donc il est 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 [16].

I.3.5.2 Le redimensionnement :

Le redimensionnement, ou la mise à l'échelle, est une transformation applicable à une image numérique qui consiste à en modifier la taille, que ce soit pour l'agrandir ou pour la rétrécir, comme le ferait un zoom.

Le redimensionnement existe aussi bien pour le dessin vectoriel, où il n'implique aucune perte de qualité, que pour les images matricielles, où il est moins trivial et entraîne des effets indésirables et une perte de qualité.

I.3.5.3 Le recalage :

Le recalage consiste à trouver une transformation spatiale permettant d'aligner une image (source) sur une autre (cible) en superposant les points anatomiquement homologues.

- **Transformation rigide :**

Les transformations rigides comprennent des rotations, des translations et des réflexions, ou leur combinaison. Parfois, les réflexions sont exclues de la définition d'une transformation rigide en imposant que la transformation préserve aussi la disposition des figures dans l'espace euclidien (une réflexion ne préserverait pas la droiture, par exemple, transformerait une main gauche en main droite). Pour éviter l'ambiguïté, cette petite classe de transformations est connue sous le nom de transformations rigides appropriées [31].

Si vous enregistrez des images d'un patient, vous pouvez souvent supposer qu'une transformation rigide est suffisante pour aligner ces structures 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. Voir figure (I.9)

- **Transformation déformable :**

Les transformations élastiques ou non rigides sont capables d'aligner des images où la correspondance ne peut être obtenue sans déformations localisées elle va complètement changer sa morphologie et peuvent donc mieux s'adapter aux variations anatomiques, physiologiques et pathologiques entre les patients.

Cette méthode est plus difficile à réaliser que la première néanmoins son domaine d'action est très étendu car elle nous permet de recaler des images multimodales, des images inter patient et même faire une comparaison avec un atlas [32]. Voir figure (I.9)

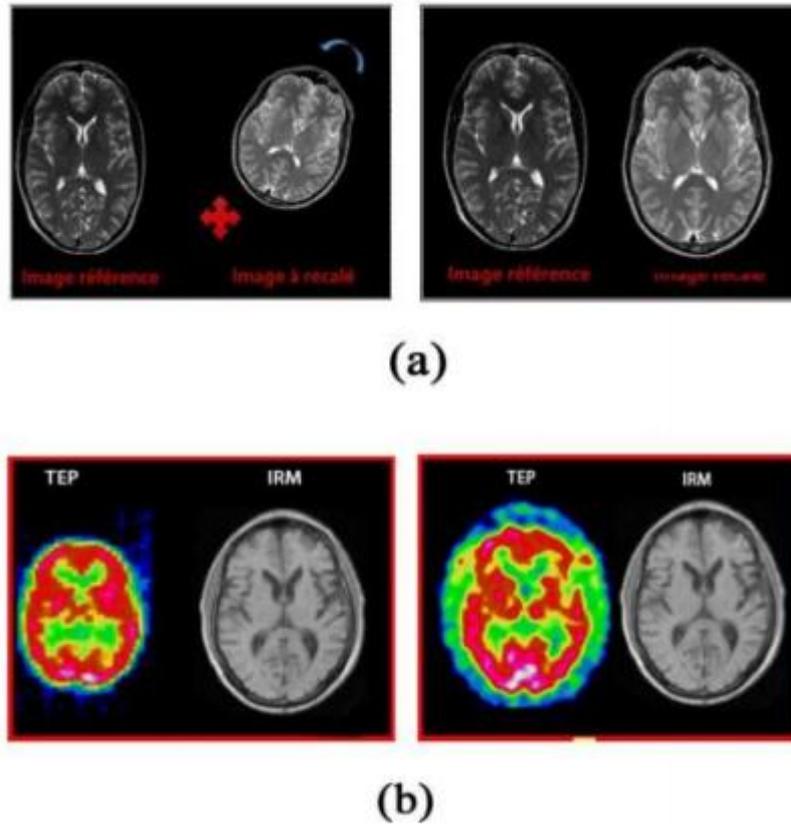


Figure I.9: Recalage des images cérébrales, (a) recalage rigide, (b) recalage déformable.

- **Etude de la méthode de recalage dite du "chanfrein"**

La méthode de recalage dite du "chanfrein" (chamfer matching) est la technique la mieux adaptée à notre problème, 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, puisque la phase d'adaptation n'est liée qu'à la segmentation

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 par la relation suivante [33]:

$$distance = \frac{1}{3} \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n v_i^2} \dots \dots \dots \mathbf{I.1}$$

Avec v_i : valeur de la distance

n : nombre de point

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.

I.3.6 Etat de l'art

Il existe de nombreuses méthodes de fusion d'image qui peuvent être utilisées pour produire des images multispectrales à haute résolution à partir d'une image panchromatique haute résolution et d'images multispectrales à basse résolution [34]. Les méthodes de fusion d'image existantes peuvent être classifiées en plusieurs groupes. On a proposé une classification des méthodes basée sur les différentes approches de la fusion, dans notre cas on s'intéresse aux méthodes dites bas niveau.

I.3.6.1 les méthodes de types projection –substitution

I.3.6.1.1 Transformée en IHS (ou ITS)

La technique IHS est une procédure standard en fusion d'image, Avec la limitation majeure que seules trois bandes sont impliquées. À l'origine, il était basé sur l'espace de couleur RVB vrai. Il offre l'avantage que les chaînes Couleur, à savoir intensité (I), teinte (H) et saturation (S). Cet espace colorimétrique spécifique est souvent choisi. Le système cognitif visuel des êtres humains tend à traiter ces trois composantes comme des axes de perception grossièrement orthogonaux. Cependant, En télédétection, des bandes arbitraires sont généralement assignées à Les canaux RVB pour produire des composites de fausses couleurs pour l'affichage. Finalement, La technique IHS comprend généralement quatre étapes:

- 1) Transformer les canaux rouge, vert et bleu (RGB) (à trois bandes multispectrales) aux composantes IHS;
- 2) Correspond à l'histogramme de l'image panchromatique avec l'intensité composant;
- 3) Remplacer le composant d'intensité par l'Image panchromatique étirée;
- 4) la transformée inverse IHS Canaux RVB. Le composite de couleur résultant Ont une résolution spatiale plus élevée en termes de Texture de l'information. [34]

I.3.6.1.2 Méthode analyse en composante principale (ACP)

L'analyse en composantes principales (ACP ou PCA en anglais), ou selon le domaine d'application la transformation de Karhunen–Loève [35] est un outil mathématique qui condense les données originelles en de nouveaux groupements de façon à ce qu'ils ne présentent pas de corrélation entre eux et soient ordonnés en termes de pourcentage de variance apportée par chaque composante [36]. Ainsi, la

première composante principale est considérée comme étant le long de la direction avec la variance maximale. La deuxième est contrainte de se trouver dans le sous-espace perpendiculaire au premier ACP et ainsi de suite. Le diagramme de flux d'informations de l'algorithme de fusion d'image basé sur ACP est illustré à la fig. 1. L'algorithme remplaçant la composante spatiale de l'image multispectrale par l'image panchromatique permet d'incorporer les détails spatiaux de l'image panchromatique dans l'image multi-spectrale [37].

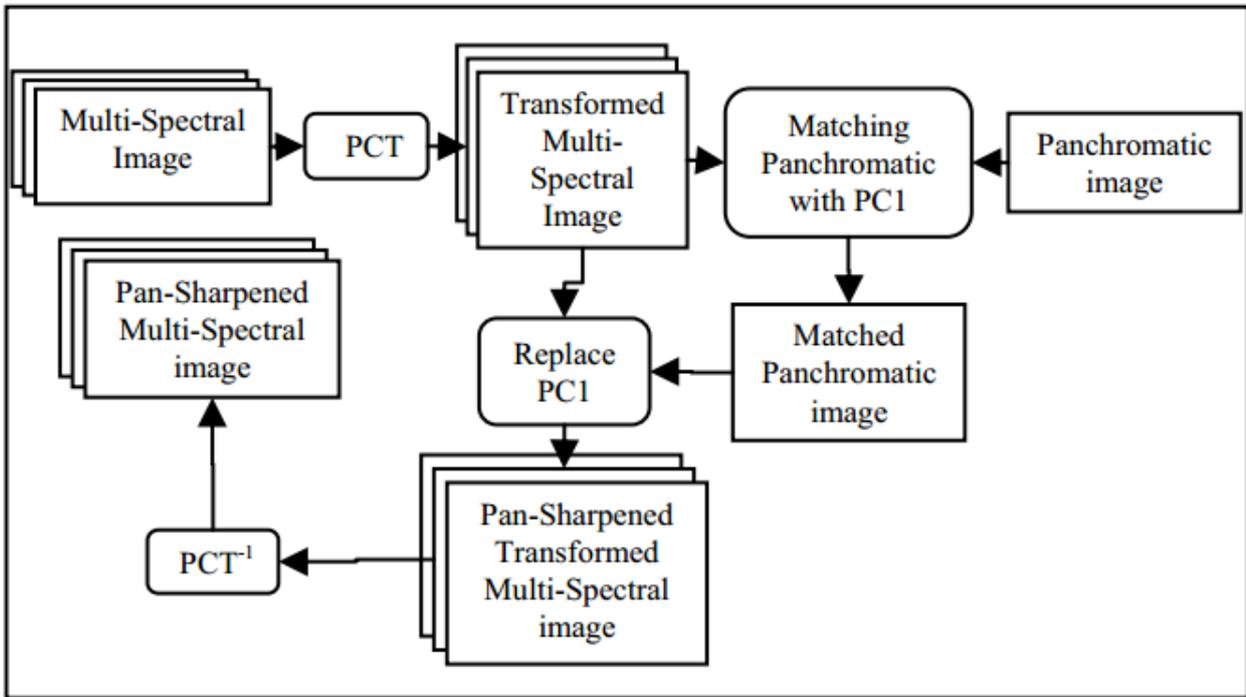


Figure I.10: Image fusionné par ACP.

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 1ère composante le l'ACP.
- Calcul de l'ACP inverse.

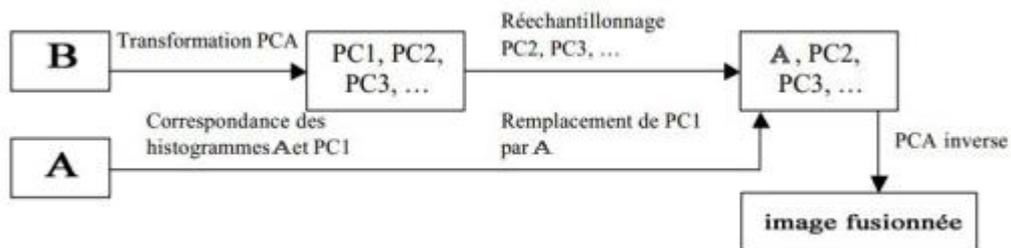


Figure I.11: La fusion par transformer en ACP.

I.3.6.1.3 Méthode HPF (filtre passe haut)

HPF et une famille de techniques de fusion d'images, elle fonctionne sur la base de l'injection de composante haute fréquence à partir de l'image panchromatique à résolution spatiale élevée dans l'image multi-spectrale. Cette famille de méthodes offre moins de distorsion spectrale. [38]

Si les bandes spectrales ne sont pas parfaitement superposées spectralement par la bande panchromatique, se produit donne de mauvais résultats [39]. Pour surmonter définitivement cet inconvénient, des méthodes basées sur l'injection de détails spatiaux élevés tirés de l'image panchromatique ont été introduites et ont démontré des performances supérieures. Figure I.12 montrent les étapes de fusion par HPF où le contenu spatial élevé de l'image panchromatique est extrait à l'aide d'un filtre passe-haut et transféré sur le multi-échantillonnage rééchantillonné. Le modèle mathématique est :

$$DN_{MS}^H = DN_{MS}^l + (DN_{PAN}^h - DN_{PAN}^l) \dots\dots\dots \mathbf{I.2}$$

$$\text{où } DN_{PAN}^l = DN_{PAN}^h * h_0 \dots\dots\dots \mathbf{I.3}$$

et h_0 est un filtre passe-bas tel que le filtre à carton, DN_{PAN}^h est une image panchromatique, DN_{MS}^l est l'image multi-spectrale et DN_{MS}^H est une image multi-spectrale pan-aiguïlée [40]

La méthode préserve un pourcentage élevé des caractéristiques spectrales de l'image multi-spectrale, puisque l'information spectrale est associée aux faibles fréquences spatiales de l'image multi-spectrale. La fréquence de coupure du filtre doit être choisie de telle sorte que la dose de données incluse n'influence pas l'information spectrale de l'image multi-spectrale [41].

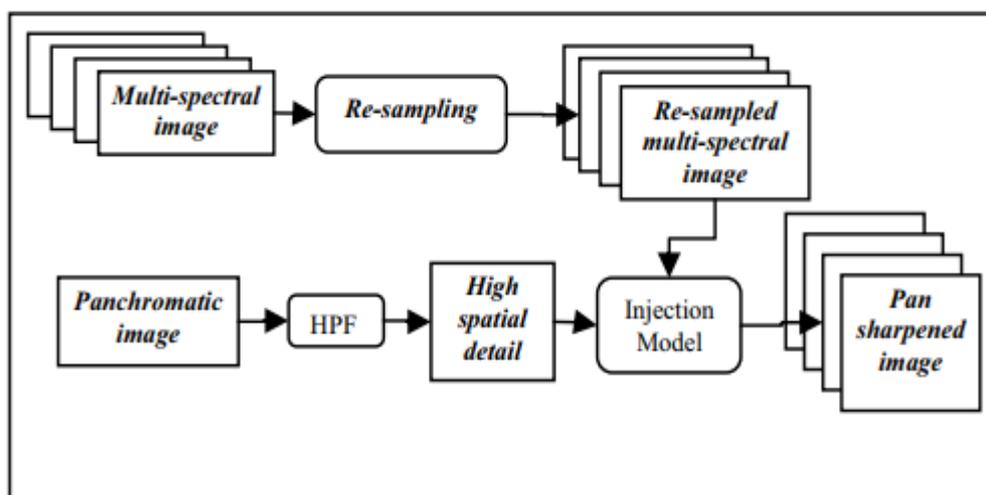


Figure I.12: Image Fusionné par HPF.

I.3.6.2 les méthodes multirésolution et directionnelle

I.3.6.2.1 La transformée en ondelette

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

- La 1ère 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.

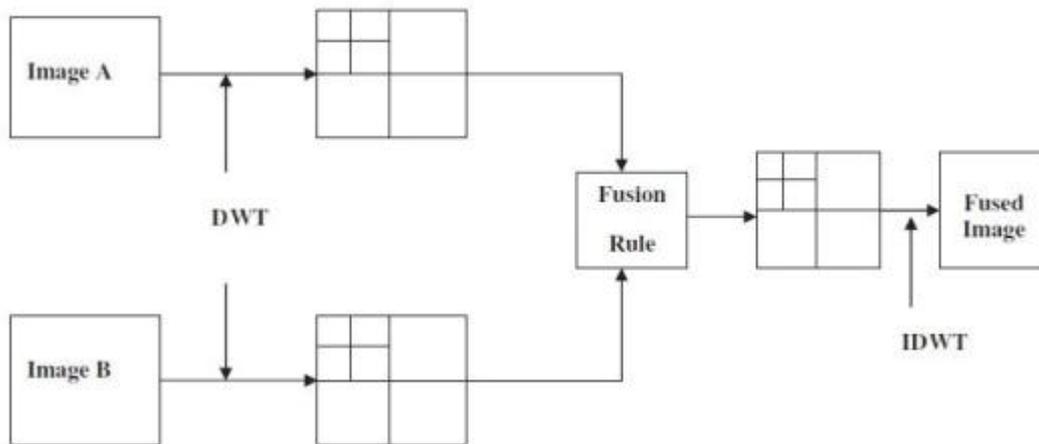


Figure I.13: Processus de fusion par DWT.

I.3.6.2.2 La transformée en contourlet

La transformation Contourlet est une méthode optimale pour la fusion d'images

La transformation Contourlet est un cadre multi-échelle et multi-direction d'une image discrète. Dans la transformation, l'analyse multi-échelle et l'analyse multidirectionnelle sont séparées en série. [42] Le cadre de fusion utilisant la transformation contourlet est illustré à la figure 4. La procédure opérationnelle pour l'approche proposée de fusion d'image à base de contour est donnée comme suit:

1) la décomposition des deux images en multi-échelle et multi-direction par transformation contourlet (les filtres pyramidaux, les filtres directionnels). Les coefficients de transformation des images A et B sont respectivement Y_A et Y_B .

2) Fusionner les coefficients d'approximations et de détails des deux images en utilisant une règle de fusion, en indique les coefficients de transformation de l'image fusionnée par Y_F .

3) Appliquer la transformée inverse de contourlet, se fait avec les coefficients YF. L'image reconstruite est l'image fusionnée.

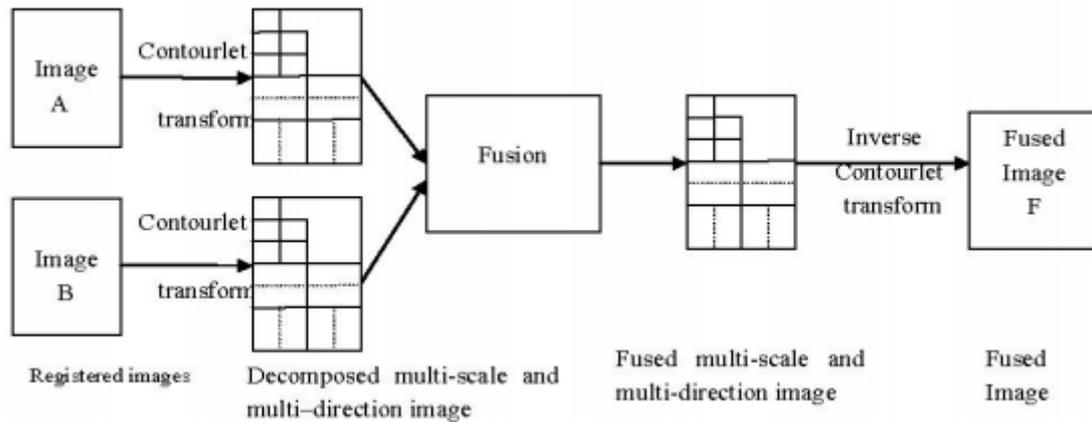


Figure I.14: Le cadre de fusion utilisant la transformation contourlet.

I.3.6.2.3. La transformée en bandelettes

Les premières bases de bandelettes construites par Le Pennec et Mallat[43].Les bandelettes sont de nouvelles bases orthonormées permettant une représentation efficace des singularités se déplaçant le long d'une courbe régulière.[44],[45].Cette base de bandelette est construite à partir d'un flux géométrique de vecteurs, qui indiquent les directions locales dans lesquelles les niveaux de gris d'image ont des variations régulières. Dans les applications, ce flux géométrique doit être optimisé pour créer des bases de bandelettes qui profitent de la régularité géométrique de l'image. Pour compresser une image avec un code de transformation en bandelette, nous décrivons un algorithme rapide qui calcule le flux géométrique en minimisant le Lagrangien du taux de distorsion. L'estimateur de seuil dans les bases de bandelettes est également étudié pour l'élimination du bruit. Une approche de recherche fondée sur la meilleure base de pénalisation est utilisée pour optimiser le flux géométrique avec un algorithme rapide [43].

I.3.6.3 Des travaux trouvés dans la littérature

Un grand nombre de documents de la fusion de l'information sont disponibles dans la littérature [44], on vous présenté les différents aspects développés récemment dans ce domaine.

Le champ d'application

1) Systèmes de défense

Historiquement, le premier champ d'application est une application militaire. De telles applications comprennent la détection [45-46], l'identification [47] et le suivi [48-49] des cibles aériennes [50]. L'utilisation de radar, de capteurs infrarouges, de sonars et d'autres capteurs apporte différents types d'informations utilisées par le centre de fusion [51, 52]. La détection des mines est un exemple où

l'utilisation de détecteurs de métaux, d'appareils infrarouges ou de radars pénétrants au sol permet d'augmenter le taux de détection [53]. Ensuite, un autre type d'applications concerne la détection automatique des véhicules [54, 55]. Les attributs obtenus à la fois à partir d'images statiques et dynamiques sont fusionnés généralement au niveau de la décision.

Un deuxième groupe d'applications concerne la surveillance des champs de bataille, l'évaluation de la situation tactique, l'évaluation de la menace et la détection des objets [56]. Il est basé sur une connaissance a priori des observations ennemies et terrestres. Cette information est souvent incertaine et vague. D'autres observations telles que la météo, la reconnaissance aérienne peuvent être utilisées en complémentarité [57, 58]. Enfin, l'authentification de personne, basée sur des mesures biométriques (image vocale, face et profil, ...) peut être améliorée avec la fusion de l'information. Une reconnaissance multimodale est réalisée. L'agrégation de tous les attributs conduit à une décision binaire: personne autorisée ou non autorisée [59-60]

2) Géoscience

Géoscience concerne l'étude de la Terre avec des images satellitaires et des images aériennes (télé-détection) [61,62]. Fusion peut fonctionner sur des images à plusieurs dates ou sur des images acquises au moyen de différents capteurs [63]. Les principaux problèmes dans ce domaine sont la classification et l'interprétation des images [64-65]. La fusion des attributs permet de détecter les routes, les aéroports, les zones montagneuses ou la concentration de glace [66-67]. Une autre application est l'agrégation des images, de la même scène, avec différentes résolutions spatiales. L'objectif est d'obtenir des résultats avec une résolution plus fine que toutes les images d'entrée [68-69].

3) Robotique et véhicules intelligents

Dans ce domaine, il existe deux problèmes principaux:

- Identification de l'environnement dans lequel le robot évolue.
- La navigation.

Des études ont été réalisées afin d'atteindre la localisation du robot en temps réel [70]. L'environnement, la reconstruction peut être encodée dans une «grille d'occupation». L'information est acquise au moyen de caméras, de capteurs laser ou ultra sonar, ... L'environnement peut être dynamique et il faut inclure une cohérence temporelle entre les données [71-72]. La navigation consiste à éviter les collisions entre les véhicules et à suivre une trajectoire [73-74]. Des véhicules équipés d'une caméra vidéo et d'un laser de recherche de gamme peuvent être notés [75,76], mais aussi des robots qui doivent être autonomes sans aucune intervention externe [77]. Dans le domaine agricole, le guidage de la machine se réalise en détectant la frontière entre la zone coupée et la zone non coupée. Attributs de texture calculés à partir des images Sont agrégés [78]

4) Médecine

La fusion de l'information est également utilisée pour les applications médicales. Les problèmes considérés sont le diagnostic et la modélisation du corps humain [80-81]. De nouvelles techniques de visualisation et d'acquisition permettent une confrontation de données. La délimitation des tumeurs est améliorée à l'aide d'images radiographiques et d'images ultrasonores [82,83], et les images cérébrales sont classées à l'aide d'images multimodales.

Enfin, une classification d'image médicale de différents tissus peut être appelée un exemple [84]: la rate, le foie et les muscles sont considérés au moyen de plusieurs images produites avec un système de tomographie par impédance électrique. Études sur la reconstruction 3D des vaisseaux sanguins par La fusion de l'information angiographique et échographique est également proposée. La modélisation du cerveau humain se réalise en 3 dimensions avec un système basé sur la fusion de l'information. Il existe d'autres articles de recherche sur la reconnaissance automatique de la phase de sommeil et la reconnaissance bactérienne à l'aide de la fusion de l'information [85, 86]

5) Génie industriel

Les applications dans l'industrie, comme le contrôle non destructif, utilisent différentes mesures pour valider la soudure par exemple [87]. D'autres applications sont considérées: dans la cuisson industrielle, le contrôle de la qualité du riz et du maïs est prédit par la règle floue [88]. Un autre système de fusion d'informations permet de détecter la rupture des outils [89, 90]. Dans l'économie, les gestionnaires doivent combiner de nombreux critères à la fois numériques et linguistiques pour prendre une décision [91]. L'analyse des sondages est souvent utilisée et nécessite la prise en compte d'une grande quantité de données et les systèmes de fusion permettent de les synthétiser. Enfin, la fusion de l'information est utilisée dans la localisation des trains, la reconnaissance des poissons ou la détection de la charge du véhicule [87].

I.4 Conclusion

La fusion d'images est un processus complexe car constitué de nombreuses phases interdépendantes, ce qui en fait une technique d'autant plus difficile à appréhender qu'il n'existe pas de procédure de fusion universelle. La qualité des images de fusion présentées au clinicien va dépendre du choix des techniques associées à chacune des étapes de la fusion, ces associations ont donc pour but de compléter les lacunes propres à chaque modalité. Le plus souvent, on souhaite superposer une image fonctionnelle (scintigraphie, Tomographie par Emission de Positons (TEP), Tomographie par Emission Monophotonique (TEMP), Imagerie par Résonance Magnétique Fonctionnelle (IRMf) avec une image anatomique (radiographie, scanner à rayons X (TDM), IRM, échographie) permettant de donner des images informative. Dans la pratique clinique, elle permet d'améliorer le diagnostic.

Chapitre I : Etat de l'art sur la fusion d'images médicales

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

Chapitre II :

La fusion hybride des images médicales

II.1 Introduction

La fusion est la discipline qui cherche à combiner des informations obtenus de différent système, avec le développement de nouvelles et nombreuses méthodes d'imagerie, l'idée de combiner les différentes images d'un même objet ou d'une même scène est apparue intéressante et utile, dans de nombreux domaines d'application (optique, télédétection, l'imagerie médicale,...).

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. 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 certains limites. Il est difficile pour les ondelettes pour représenter les transitions d'images pointues telles que les bords. En outre, les ondelettes ne vont pas « voir » la finesse le long des contours et même les ondelettes séparables peuvent seulement capturer des informations directionnelles limitées. Pour surmonter les limites des ondelettes, des nouvelles transformées de MSD sont récemment introduites dans la fusion d'images tel que les bandelettes qui possèdent les propriétés principales des ondelettes et ont une particularité d'offre une grande sélectivité directionnelle.

La transformée en bandelettes exploite avantageusement les structures géométriques contenues dans les images en construisant des vecteurs orthogonaux qui sont allongés dans la direction où la fonction a une régularité maximum.

On outre des nouvelles méthodes sont introduits dans les algorithmes de fusion d'image typique, 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 BDLT, la Fréquence spatiale (SF) et le réseau de neurone à impulsion couplée (PCNN).

II.2 La transformée en ondelettes [92]

L'analyse en ondelettes consiste à étudier le signal en fonction des différentes résolutions. Pour cela, on définit une fonction, l'ondelette mère, qui est ondulante et localisée. C'est avec les ondelettes créées à partir de cette fonction par translation et dilatation que le signal est analysé [Rockinger and Benz, 1996]. La base d'ondelette est produite par :

$$\Psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \Psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \dots \dots \dots \text{II.1}$$

Où a et b sont les pas de dilatation et translation avec $a > 0$, $b \in \mathfrak{R}$

La transformée en ondelettes peut s'appliquer dans le domaine continu comme le domaine discret. Mais en traitement d'images il est impossible d'appliquer la transformée en ondelette continu car l'image est une donnée discrète. C'est pour cela dans notre travail on s'intéresse que à la transformée en ondelettes dans domaine discret [93].

II.2.1 La transformée en ondelettes discrète (DWT)[92]

La transformée en ondelettes peut être discrétisée sans perte d'informations. [103] a proposé de prendre $a = a_0^m$ avec $b = nb_0 a_0^m$ avec $a_0 b_0 \in \mathfrak{R}_+^*$ et $m, n \in \mathbb{Z}$. Elle a montré que la base obtenue $(\Psi_{m,n})_{m,n}$ permet de représenter complètement le signal. La transformée en ondelettes discrète peut être calculée par :

$$C_{m,n}(f(x)) = W T f(a^m, nb_0 a_0^m) = a_0^{-\frac{m}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \overline{\Psi_{m,n}(x)} dx \dots\dots\dots \text{II.2}$$

Où $C_{m,n}$ sont les coefficients d'ondelettes. La reconstitution d'une fonction $f(x)$ à partir des coefficients d'ondelettes s'écrit :

$$f(x) = \sum_m \sum_n C_{m,n}(f(x)) \Psi_{m,n}(x) \dots\dots\dots \text{II.3}$$

Si $a_0 = 2$ et $b_0 = 1$, on parlera de transformée d'ondelettes discrète dyadique.

II.2.2 Analyse multi-résolution associé aux ondelettes [93]

Les ondelettes utilisées dans le traitement des signaux bidimensionnels (image numérique) à différents niveaux de résolutions, 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 recomposition 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 dans la représentation multi-résolution Le niveau le plus bas de la pyramide a la même échelle que l'image originale et contient des informations de plus haute résolution. Et les informations descriptives concernant les contours, les gradients, le contraste Les représentations multi-résolutions contiennent des informations descriptives concernant les contours, les gradients, le contraste ...etc. dans l'image.

II.2.3 Algorithme de l'analyse multi-résolution [93]

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} par :

$$c_j^k = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \tilde{h}(2k - n)c_k^{j-1} \dots\dots\dots \text{II.4}$$

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

Les coefficients de détails représentant la différence d'information entre ces deux approximations sont calculés par :

$$d_k^j = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \tilde{g}(2k - n)c_k^{j-1} \dots\dots\dots \text{II.5}$$

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

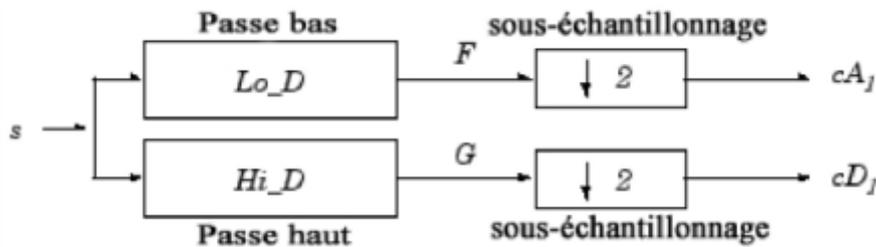


Figure II.1: Schéma de décomposition 1D d'un signal S par DWT.

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 :

$$c_k^{j-1} = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} h(k - 2n)c_k^j + \sum_{n=-\infty}^{+\infty} g(k - 2n)d_k^j \dots\dots\dots \text{II.6}$$

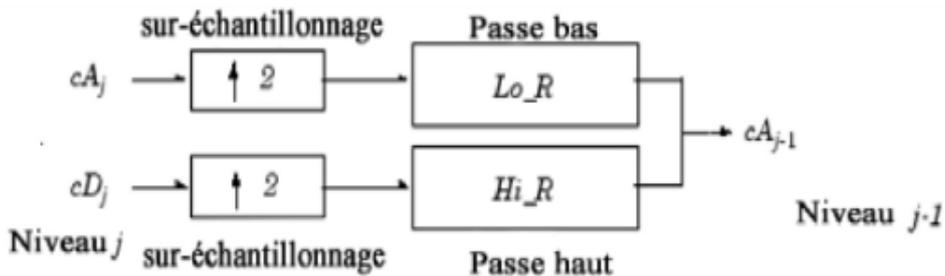


Figure II.2: Schéma de reconstruction 1D d'un signal par DWT.

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 :

$$c_{k,l}^j = \sum_n \sum_m \tilde{h}(2k - N) \tilde{h}(2j - m) c_{n,m}^{j-1} \dots \dots \dots \text{II.7}$$

$$d_{k,l}^{H,j} = \sum_n \sum_m \tilde{h}(2k - N) \tilde{g}(2l - m) c_{n,m}^{j-1} \dots \dots \dots \text{II.8}$$

$$d_{k,l}^{V,j} = \sum_n \sum_m \tilde{g}(2k - N) \tilde{h}(2j - m) c_{n,m}^{j-1} \dots \dots \dots \text{II.9}$$

$$d_{k,l}^{D,j} = \sum_n \sum_m \tilde{g}(2k - N) \tilde{g}(2j - m) c_{n,m}^{j-1} \dots \dots \dots \text{II.10}$$

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.

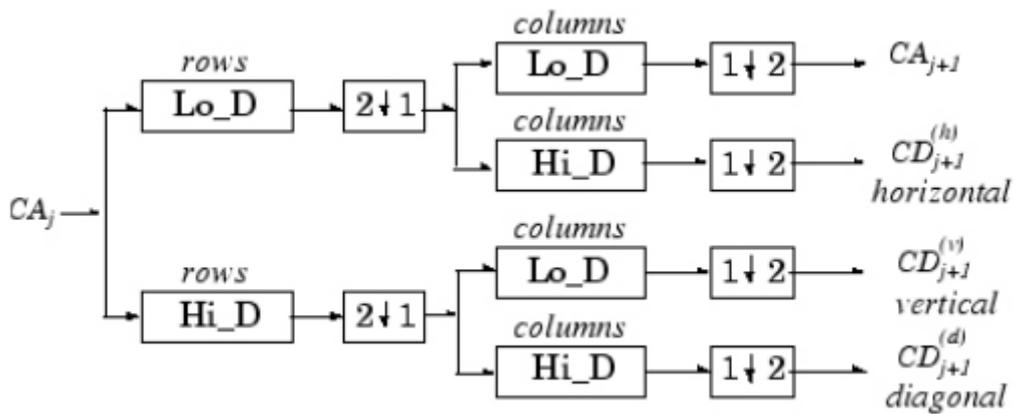


Figure II.3: Schéma de décomposition 2D par la DWT.

• Reconstruction

$$c_{k,l}^{j-1} = \sum_n \sum_m [h(k - 2n)h(l - 2m)c_{n,m}^j + h(k - 2n)g(l - 2m)d_{n,m}^{H,j} + g(k - 2n)h(l - 2m)d_{n,m}^{V,j} + g(k - 2n)g(l - 2m)d_{n,m}^{D,j}] \dots \dots \dots \text{II.11}$$

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

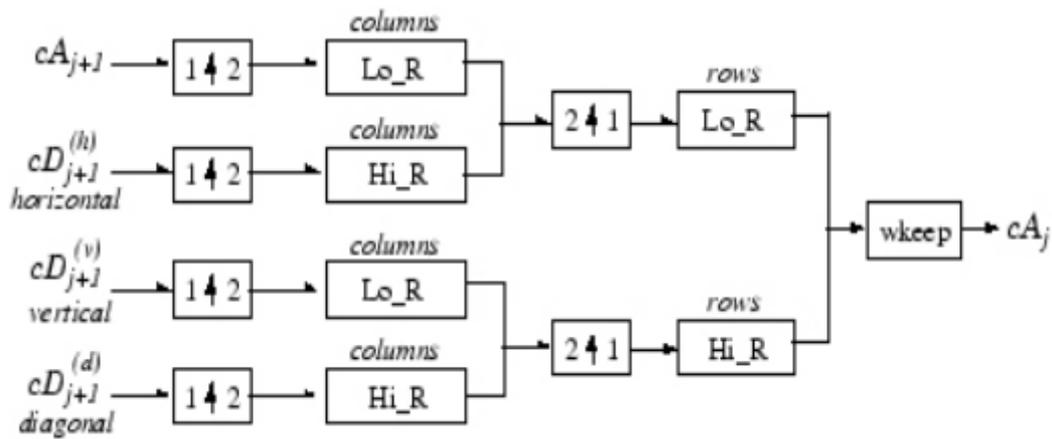


Figure II.4: Schéma de reconstruction 2D par la DWT.

II.3 X-let

Le style-ondelettes demande de nombreux points fins pour capturer le contour, on utilise le nouveau style "X-let" [93] qui exploite avantageusement les structures géométriques des images et leurs orientations 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 .

La figure II.5 montre comment les bandelettes peuvent représenter des contours lisses avec moins de coefficients comparée aux ondelettes.

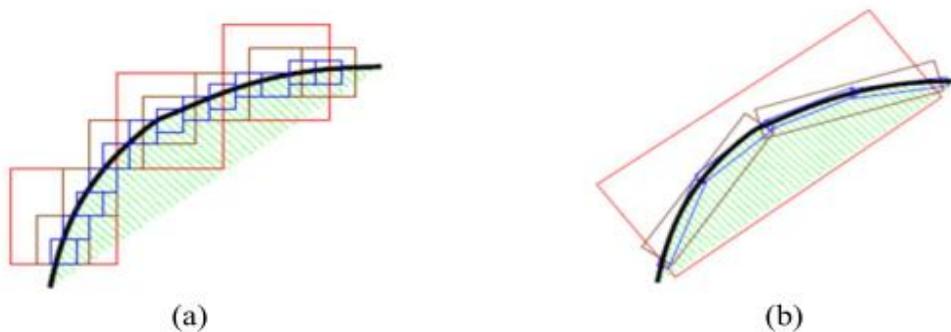


Figure II.5: Représentation des coefficients. (a) en ondelette, (b) en bandelettes.

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.[93]

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 bandelettes qui sera expliquée dans la partie suivante.

II.4 Transformées géométriques adaptatives

De nombreuses représentations géométriques adaptatives ont été étudiées ces dernières années pour les applications de traitement d'images .dans le cas de ces transformées ,on cherche à décomposer une image sur une base dont les fonctions sont choisies pour mieux s'adapter à la régularité géométrique de l'image .par conséquent , il faut déterminer préalablement la régularité géométrique de l'image par un modèle géométrique qui détermine explicitement la direction d'analyse locale avant de faire la décomposition [94] .Dans ce qui suit , on présentera un aperçu détaillé sur la transformée géométrique adaptative la plus utilisées qui est la transformée en bandelettes.

II.4.1 Transformée en bandelettes

La transformée en bandelettes exploite avantageusement les structures géométriques contenues dans les images en construisant des vecteurs orthogonaux qui sont allongés dans la direction ou la fonction a une régularité maximum .Ces bandelettes sont obtenues à partir de déformation d'ondelettes anisotropes .la base bandelettes décompose l'image le long de vecteurs multi-échelles qui sont allongés dans la direction d'un flux géométrique. Ce flux géométrique indique les directions ou les niveaux de gris des images ont des variations régulières [94].

II.4.1.1 Définition de la géométrie [94]

La géométrie de l'image est représentée par ses contours et ces courbures .sachant que la tangente à un contour est une direction de la régularité maximale, il en résulte que la régularité peut être mesurée tandis que la position ne peut être déterminée que dans le cas de contours nets. on peut définir chaque courbe (contour) C .paramétrée par son abscisse curviligne s par :

$$C = \{c(s) = (c_1(s), c_2(s)), s \in \mathbb{R}, c_1: \mathbb{R} \mapsto [0,1] \text{ et } c_2: \mathbb{R} \mapsto [0,1]\}$$

Le flot τ le long du contour (voir figure II.6), désigne le vecteur unitaire de cette direction de régularité maximale le long du contour. Il est défini par :

$$\tau(c(s)) = c'(s) = \begin{pmatrix} c_1' \\ c_2' \end{pmatrix}$$

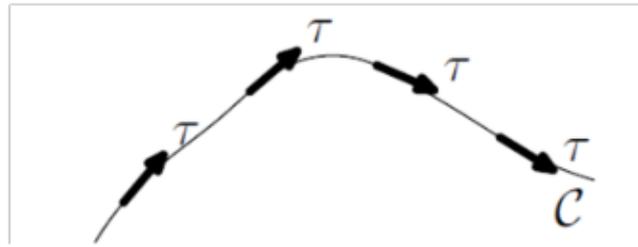


Figure II.6: Exemple d'un contour C et son flot τ définie par sa tangente.

La direction de la régulation maximale d'une fonction dérivable et régulière, est égale à la direction orthogonale au gradient ; qui est définie par :

$$\tau(x) = \frac{\nabla f(x)^\perp}{|\nabla f(x)|} \dots \dots \dots \text{II.12}$$

L'idée centrale dans la construction des bandelettes est de définir la géométrie comme un champ vectoriel ou un flux géométrique pour effectuer une analyse orientée le long des contours. ce flux indique la direction du déplacement des valeurs de niveau de gris, non pas dans le temps, mais dans l'espace .il existe deux versions de construction de la transformée en bandelettes à savoir : les bandelettes de la première et la deuxième génération

II.4.1.2 Transformée Bandelette première génération [95]

Les bandelettes de première génération s'appuie sur une description des contours ((a) Figure II.7) de l'image pour en identifier, ou plutôt localiser, les singularités [102]. Ces contours sont en premier lieu triés selon deux catégories : majoritairement verticaux ou majoritairement horizontaux. Contrairement aux transformées présentées jusque là, plutôt que d'adapter les fonctions d'analyse aux singularités de l'image, la transformée adapte des zones de l'image à la transformée en ondelettes séparables 2D (à quelques adaptations près pour permettre la prise en compte de la forme non rectangulaire des zones). Afin de construire ces zones à partir des contours détectés dans l'image, l'algorithme de Grassfire proposé par Blum H. ((b) Figure II.7) est utilisé. Ensuite, toujours à partir de l'information des contours, des déformations sont associées à chaque zone pour permettre son adaptation aux familles d'ondelettes séparables 2D ((c) Figure II.7). Après la prise en compte des pixels des zones déformées (correspondant aux coefficients de bandelettes) il reste un ensemble de pixels à coder. Ces pixels sont pris en charge avec l'estimation de l'image initiale uniquement à partir des coefficients de bandelettes. La reconstruction parfaite est assurée par le codage du résidu entre image initiale et image estimée.

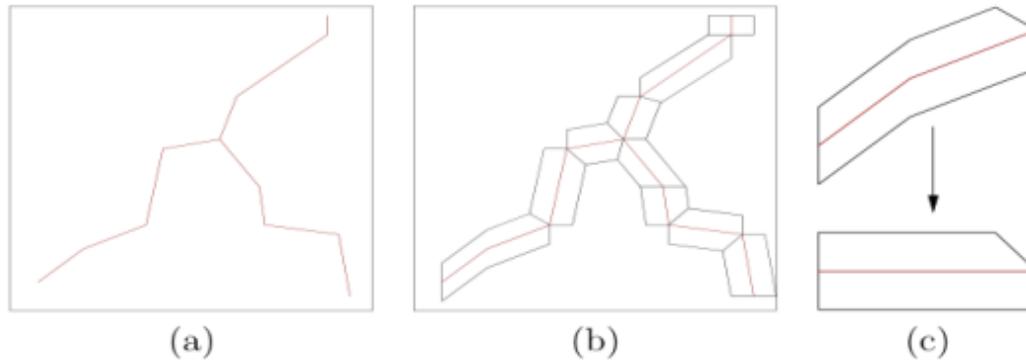


Figure II.7: (a) Détection des contours. (b) Construction des zones des pixels "bandelettes" par grassfire. (c) Déformation de la zone.

Malgré l'utilisation du Grassfire, la transformée souffre d'une légère redondance qui ne l'empêche pas d'obtenir de bons résultats (notamment grâce à la concentration de l'énergie obtenue par les coefficients de bandelettes). Un autre problème est que l'utilisation de cette transformée de première génération, même si elle respecte les contours, laisse trop peu de détails pour que la restauration apporte une réponse efficace, notamment pour les images contenant de la texture.

Afin de rester sur une approche de déformation par zones du signal, et toujours à partir de la prise en compte des contours de l'image, une deuxième génération de transformée en Bandelettes a été proposée.

Les bandelettes de la première génération utilisent avantageusement les structures géométriques des images. Cependant, elles ne sont pas directement définies dans le cas discret et elles n'offrent pas une représentation multi-résolution de la géométrie. A cet effet, Peyré et al. ont défini la seconde génération de bandelettes.

II.4.1.3 Les bandelettes de seconde génération [94]

Cette nouvelle version est basée sur la transformée en ondelettes, elle permet une représentation multi-résolution de la géométrie. L'objectif de ces bandelettes est d'exploiter les régularités géométriques le long des contours dans les sous-bandes de la transformée en ondelettes. Sa construction consiste à appliquer les étapes ci-après :

Une transformation en ondelettes orthogonales ou biorthogonales discrètes à l'image f .

Une segmentation hiérarchique en carrées dyadiques est réalisée dans chaque sous-bande dans le sens de la meilleure représentation de la géométrie, la figure suivante présente la construction d'une segmentation en quadtree :

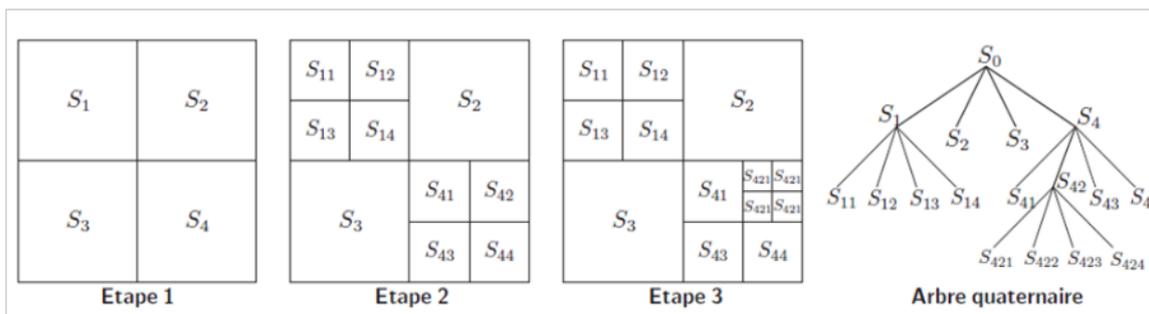


Figure II.8: Exemple de segmentation en carrées dyadiques d'une image avec le quadtree correspondant.

Dans chaque carré dyadique, déterminer la meilleure géométrie qui définit la direction de la régularité géométrique. Une base de bandelettes $B(\Gamma)$ dépend de la géométrie des flots géométriques locaux définis par une segmentation dyadique des coefficients d'ondelettes, et par le choix d'un flot polynomial à l'intérieur de chaque carré. Le but étant d'optimiser l'approximation f_M de f , la meilleure géométrie est celle qui optimise l'erreur d'approximation $\|f - f_M\|_2$ pour un nombre M de paramètres décrivant f_M . Soit $\Gamma > 0$ et soit f une image de $N \times N$ pixels discrétisée, ayant une régularité géométrique $C\alpha$. Soit $B^*(\Gamma)$ la base de bandelette discrète définie par :

$$B^*(\Gamma) = \arg \min_{B^*(\Gamma) \in D_{T^2}} (\mathcal{L}(f, B(\Gamma), T)) \dots \dots \dots \text{II.13}$$

Avec \mathcal{L} : le lagrangien DT : le dictionnaire des bases bandelettes. La meilleure géométrie est celle qui minimise le lagrangien pour un seuil T .

Une projection orthogonale 1D est effectuée à la géométrie spécifiée pour définir un signal discret 1D f_d .

Une transformée en ondelettes discrète 1D est appliquée au signal 1D f_d donnant les coefficients de bandelettes b_k .

L'algorithme de la représentation en bandelettes de seconde génération d'une image est illustré par la figure suivante :

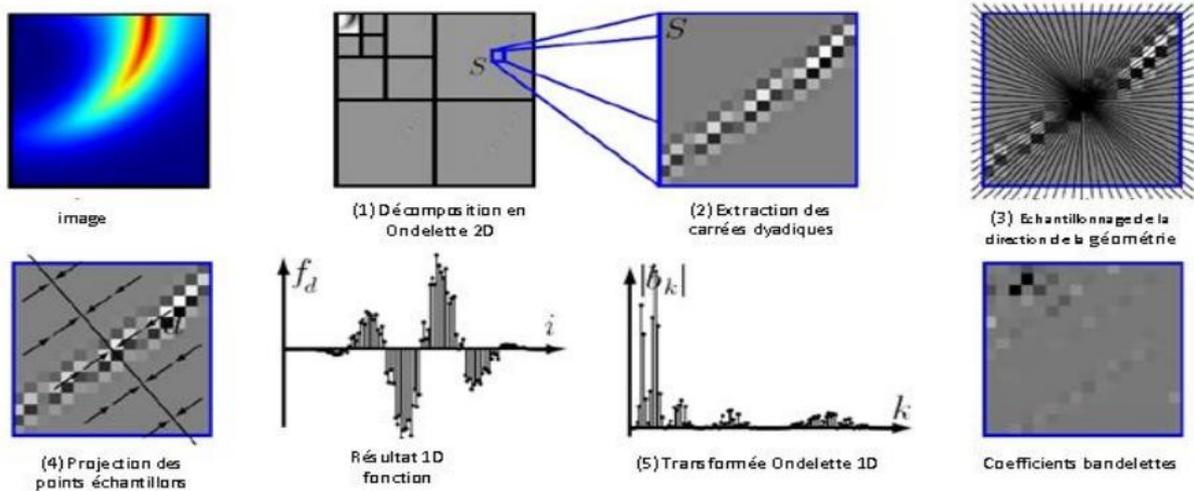


Figure II.9: Algorithme de la transformée en bandelettes seconde génération.

II.4.1.4 Base de bandelettes [96]

Au lieu de représenter la géométrie des images par des contours, qui sont bien souvent mal définis, celle-ci est définie par des flots géométriques. Les vecteurs d'un flot géométrique indiquent des directions où l'image a localement des variations régulières. Les bases orthonormées de bandelettes sont construites en divisant l'image en régions où ces flots restent parallèles. La détermination effective de ce flot géométrique est repoussée à la section suivante.

Les bandelettes sont construites à partir d'ondelettes bidimensionnelles déformées le long du flot géométrique. Dans une région Ω , le flot géométrique est un champ de vecteur $\vec{\tau}(x_1, x_2)$ qui donne une direction dans laquelle la fonction f est régulière dans un voisinage. Pour construire des bases orthonormées, une condition de parallélisme doit être imposée sur le flot. Celui-ci est choisi soit parallèle verticalement, $\vec{\tau}(x_1, x_2) = \vec{\tau}(x_1)$ soit parallèle horizontalement, $\vec{\tau}(x_1, x_2) = \vec{\tau}(x_2)$. Pour permettre plus de flexibilité, cette condition de parallélisme n'est imposée que dans des sous-régions Ω_i de Ω . La région Ω est donc partitionnée en des régions Ω_i munies d'un flot parallèle soit verticalement soit horizontalement. Dans le cas où la fonction f est uniformément régulière sur une région Ω_i , le flot géométrique perd son sens et n'est pas défini. En pratique, on se restreindra à des partitions en carrés dyadiques. On définit alors une base pour chaque région Ω . Si aucun flot n'est défini, on utilise une base d'ondelettes bidimensionnelles de $L^2(\Omega)$. Sinon, cette base est remplacée par une base de bandelettes. La construction de cette base est maintenant présentée dans le cas où le flot est parallèle verticalement, le cas horizontal étant similaire. Le flot s'écrit donc $\vec{\tau}(x_1, x_2) = \vec{\tau}(x_1)$ et quitte à le renormaliser on peut l'écrire sous la forme $\vec{\tau}(x_1) = (1, c'(x_1))$. On pose alors $x_{\min} = \inf_{x_1} \{ (x_1, x_2) \in \Omega \}$ et on définit la ligne de flot comme une courbe intégrale du flot. Celle-ci satisfait l'équation $x_2 = c(x_1) + c_0$ où $c(x) =$

$\int_{x_{\min}}^x c'(u)du$, et c_0 est un paramètre de translation. Par construction, l'image a une variation régulière le long de ces lignes. Afin d'exploiter cette régularité, les ondelettes bidimensionnelles sont déformées pour suivre le flot. L'image déformée

$Wf(x_1, x_2) = f(x_1, x_2 + c(x_1))$ est régulière le long des lignes horizontales (x_2 fixé). On utilise alors pour la région déformée $\Omega' = W\Omega = \{(x_1, x_2) : (x_1, x_2) + c(x_1) \in \Omega\}$ **II.14**

la base d'ondelettes bidimensionnelles de $L^2(\Omega')$:

$$\begin{cases} \phi_{j,m_1}(x_1) \psi_{j,m_2}(x_2) \\ \psi_{j,m_1}(x_1) \phi_{j,m_2}(x_2) \dots\dots\dots \text{II.15} \\ \psi_{j,m_1}(x_1) \psi_{j,m_2}(x_2) \end{cases}$$

Avec $(j, m_1, m_2) \in I_{\Omega'}$

L'opérateur de déformation W étant orthogonal, l'application de son inverse à ces ondelettes donne une base orthonormée de $L^2(\Omega)$ que l'on appelle base d'ondelettes déformées :

$$\begin{cases} \phi_{j,m_1}(x_1) \psi_{j,m_2}(x_2 - c(x_1)) \\ \psi_{j,m_1}(x_1) \phi_{j,m_2}(x_2 - c(x_1)) \dots\dots\dots \text{II.16} \\ \psi_{j,m_1}(x_1) \psi_{j,m_2}(x_2 - c(x_1)) \end{cases}$$

Avec $(j, m_1, m_2) \in I_{\Omega'}$

Afin d'exploiter la régularité de la fonction f selon le flot, on remplace les ondelettes déformées de la forme $\{\phi_{j,m_1}(x_1) \psi_{j,m_2}(x_2 - c(x_1))\}_{m_1, m_2}$ par la famille de fonctions engendrant le même espace $\{\psi_{l,m_1}(x_1) \psi_{j,m_2}(x_2 - c(x_1))\}_{l > j, m_1, m_2}$

Cette opération est appelée bandelettisation et on vérifie qu'elle s'implémente par une simple transformée en ondelettes monodimensionnelles discrètes. Les fonctions

$$\psi_{l,m_1}(x_1) \psi_{j,m_2}(x_2 - c(x_1))$$

sont appelées bandelettes du fait de leur support allongés selon les lignes de flots. La base orthonormée de bandelettes du domaine Ω est donc définie par :

$$\begin{cases} \psi_{l,m_1}(x_1) \psi_{j,m_2}(x_2 - c(x_1)) \\ \psi_{j,m_1}(x_1) \phi_{j,m_2}(x_2 - c(x_1)) \dots\dots\dots \text{II.17} \\ \psi_{j,m_1}(x_1) \psi_{j,m_2}(x_2 - c(x_1)) \end{cases}$$

Avec $j, l > j, m_1, m_2$

Pour une partition donnée $\Omega = \cup_i \Omega_i$ et les flots géométriques correspondants, on définit ainsi une base orthonormée de bandelettes ou d'ondelettes (si il n'y a pas de flots) pour chaque Ω_i . L'union de ces bases forme une base par blocs de $L^2(\Omega)$. L'orthogonalité des bandelettes et des ondelettes peut-être relâchée : en utilisant une ondelette biorthogonale monodimensionnelle ψ et sa fonction d'échelle ϕ , la même construction donne une base biorthogonale pour chaque $L^2(\Omega_i)$ et donc une base biorthogonale par blocs de $L^2(\Omega)$.

II.4.1.5 Algorithme de la fusion par bandelette [95]

Dans l'algorithme de la fusion des images basée sur les bandelettes, la transformée en bandelette est utilisé comme un outil de décomposition multi-échelle (MSD) pour les images. Il peut extraire les caractéristiques des images originales, telles que les bords et de la texture, pour que plus d'information soit fourni à la fusion. Le cadre de la fusion en utilisant la transformée en bandelette est illustré à la figure II.10.

La procédure opérationnelle pour l'approche de fusion d'image située à bandelette proposée est donnée comme suit.

Les deux images source dans la fusion sont géométriquement enregistrées entre eux.

Calculent les valeurs d'échantillon d'image le long des lignes de flot dans chaque région de la séparation.

Le flot géométrique $G_j(i)$ (avec $j = 1,2, \dots, N$) dans chaque région Ω_i et les coefficients de bandelette $C_j(x, y, i)$ (avec $j = 1,2, \dots, N$) correspondant à flot géométrique sont calculées. Avec N est le nombre d'images source.

Traitez les règles de fusion. Pour le flot géométrique, fusion avec la règle maximum.

$$G_F(i) = \begin{cases} G_1(i) & \text{if } G_1(i) \geq G_2(i) \\ G_2(i) & \text{if } G_1(i) < G_2(i) \end{cases} \dots \dots \dots \text{II.18}$$

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

$$C_F(x, y, i) = \begin{cases} C_1(x, y, i), & \text{if } \text{abs}(C_1(x, y, i)) \geq \text{abs}(C_2(x, y, i)) \\ C_2(x, y, i), & \text{if } \text{abs}(C_1(x, y, i)) < \text{abs}(C_2(x, y, i)) \end{cases} \dots \dots \dots \text{II.19}$$

Dans les expressions (II.18) et (II.19), $G_F(i)$ 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 $(x, y) \in \Omega_i$.

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

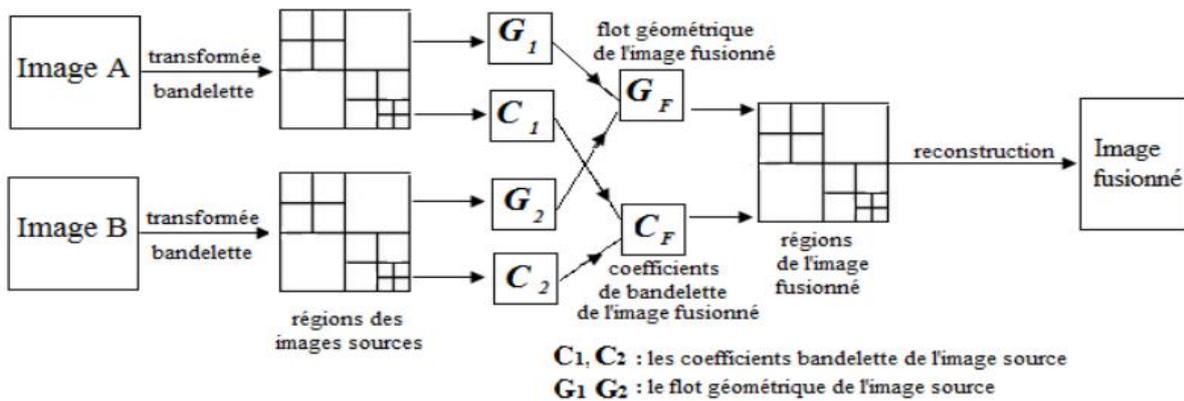


Figure II.10: Le processus de la fusion par la transformé en bandelette.

Type	Multiéchelle	Redondance	Nature de singularités	Nombre de d'orientation	Approximation	Nombre d'opération
Ondelettes séparable	Oui	Oui	Ponctuelle	3	$\ f - f_M\ _{C^2}^2 \leq AM^{-2\alpha}$	$N \cdot \log(N)$
Transformées non adaptatives						
Ridgelet	Non		Droites	∞ ($p + 1$) pour FRIT	$\ f - f_M\ _{C^2} \leq C \cdot m^{-r}; r > 0$	-
Curvelet	Oui	Redondante	Segments	2^k	$\ f - f_M\ _{C^2}^2 \leq A \cdot \log(M)^3 M^{-2}$	$N^2 \log N$
Contourlet	oui	Peu redondante	directions privilégiés	2^k	$\ f - f_M\ _{C^2}^2 \leq A \cdot \log(M)^3 M^{-2}$	$L_1, L_2, \log(N)$ (L_1, L_2 avec taille du filtre)
Wave atoms	oui	Redondante	Direction	k	$\ f - f_M\ _{C^2}^2 \leq A \cdot (M)^{1-2/p} A _{l_p}^2$	$N^3 \cdot \log N$
Transformées Adaptatives						
Wedgelet	oui	Peu redondante	Edgels	∞		$N^2 \cdot \log N$
Bandelet 1G	oui	Non redondante	Contours	-	$\ f - f_M\ _{L^2}^2 \leq AM^{-\alpha}$	$N^2 \cdot (\log N)^2$
Bandelet 2G	Oui	Non redondante	Contours dans quadtree	-	$\ f - f_M\ _{L^2}^2 \leq A \log(R) ^\alpha R ^\alpha$	$N^2 \cdot T^{2(p-1)}$ avec T le seuil et p : nombre de moments nuls

Tableau II.1: Etude comparative des transformées orientées.

II.5 Réseaux de neurones à impulsion couplée (PCNN)

II.5.1 Le neurone formel

Un neurone formel est en général une fonction algébrique non linéaire et bornée, dont la valeur dépend de paramètres appelés coefficients ou poids. Les variables de cette fonction sont habituellement appelées « entrées » du neurone, et la valeur de la fonction est appelée sa « sortie ».[97]

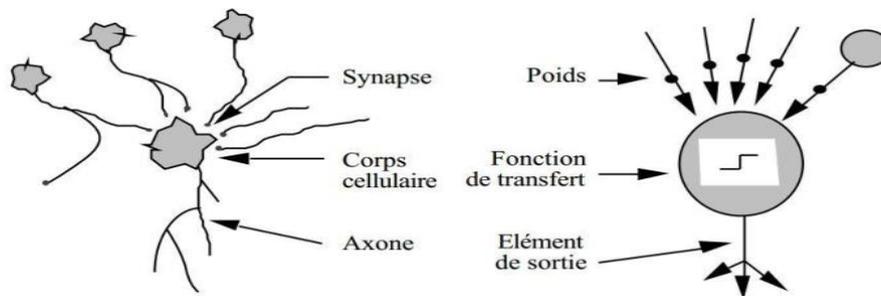


Figure II.11: Mise en correspondance neurone biologique / neurone artificiel.

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.

• **Le fonctionnement [98]**

Pour fonctionner, un neurone formel utilise des entrées qui sont des grandeurs réelles. Si on relie un neurone au monde extérieur par des capteurs, il peut réaliser une simple analyse de ce qu'il « perçoit ». Si on représente les valeurs observées par le neurone sous forme d'un vecteur, le neurone réalise alors un découpage de son espace d'entrée (l'espace vectoriel auquel appartient le vecteur d'observation) en deux zones :

La zone d'activité : dont les vecteurs donnent une sortie égale à 1 ;

La zone d'inactivité : dont les vecteurs donnent une sortie égale à 0.

Comme le calcul effectué est en fait linéaire, la séparation l'est aussi. Les coefficients synaptiques et le seuil définissent l'équation d'un hyperplan qui est la frontière de la séparation entre les deux zones.

Mathématiquement, le neurone formel est considéré comme une fonction non linéaire, bornée et dont la valeur de sortie dépend de certains paramètres appelés coefficients ou poids. Les entrées de cette fonction représentent les entrées du neurone, tandis que son résultat représente la sortie.

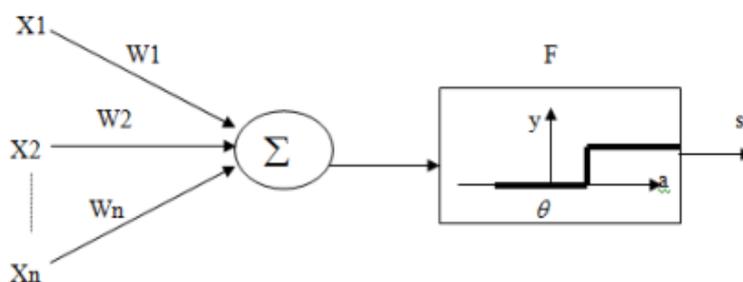


Figure II.12: Neurone formel.

Les X_j sont les n signaux d'entrée, et les W_{ij} représentent les poids qui relient les neurones i,j ; L'activation pondérée « a » est donnée par :

$$a = x_1 w_{i1} + x_2 w_{i2} + \dots + x_n w_{in} = \sum x_j w_{ij} \dots \dots \dots \text{II.20}$$

La sortie finale est donnée par le seuil d'activation comme suit : $y = F(a)$

$$y = \begin{cases} 0, & \text{si } a < 0 \\ 1, & \text{si } a \geq 0 \end{cases} \dots \dots \dots \text{II.21}$$

La fonction d'activation f , détermine l'état interne du neurone en fonction de son entrée totale. Plusieurs modèles de cette fonction existent dans la littérature, on les décrit par la suite.

Fonction Heaviside définie par : $H(x) = \begin{cases} 1, & \text{si } x \geq 0 \\ 0, & \text{si non} \end{cases} \dots \dots \dots \text{II.22}$

Fonction signe définie par : $\text{signe}(x) = \begin{cases} +1, & \text{si } x \geq 0 \\ -1, & \text{si non} \end{cases} \dots \dots \dots \text{II.23}$

La fonction linéaire est définie par : $F(x) = x \dots \dots \dots \text{II.24}$

La fonction sigmoïde est définit par : $F(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \dots \dots \dots \text{II.25}$

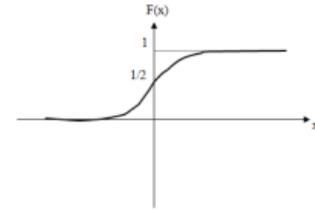
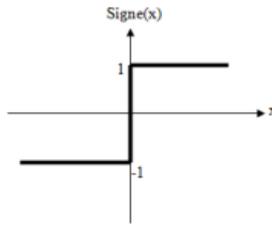
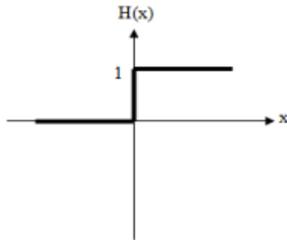


Figure II.13.1: Fonction Heaviside. **Figure II.13.2:** Fonction signe. **Figure II.13.3:** Fonction sigmoïde.

Donc on peut conclure qu'un neurone formel réalise simplement une somme pondérée de ces entrées, ajoute un seuil à cette somme et fait passer le résultat par une fonction de transfert pour obtenir sa sortie

II.5.2 Les réseaux de neurones

Les réseaux de neurones ont été élaborés dans les années 1970 pour imiter de manière artificielle le fonctionnement du cerveau humain. Depuis, les ambitions de ce type de systèmes ont été revues largement à la baisse, mais ils gardent cependant une place importante parmi les systèmes à base d'intelligence artificielle. Le principe est le suivant : le réseau est constitué d'un ensemble de neurones, qui est une entité possédant des entrées et des sorties, ainsi qu'une fonction d'activation. En fonction des entrées qui lui sont proposées et de sa fonction d'activation, le neurone va activer une ou plusieurs de ses sorties. On connecte un certain nombre de neurones entre eux, et on présente à ce réseau un ensemble d'apprentissage, de manière supervisée. Chaque neurone va adapter sa fonction d'activation en fonction de cet ensemble d'apprentissage, de manière à reconnaître au mieux les différents éléments qui lui sont proposés. Quand le réseau a « appris » grâce à l'ensemble d'apprentissage, il est capable, par des propriétés de généralisation, de classer un élément nouveau, dont il n'aura pas eu connaissance auparavant.

Ce genre de système est assez intéressant dans le cas où l'expertise est délicate à formuler et où on possède un ensemble d'apprentissage conséquent. Bien qu'il n'y ait pas beaucoup de systèmes complets de fusion entièrement basés sur les réseaux de neurones, c'est de plus en plus une étape utilisée dans la modélisation de connaissances en vue d'utiliser un mode de fusion plus classique comme la théorie des possibilités ou bien la théorie de l'évidence.

II.5.2.1 Architecture des réseaux de neurones [98]

Les réseaux neuromimétiques peuvent se répartir en deux grandes catégories : la première est dite « réseaux à couches », la seconde est appelée « réseaux récurrents » qui présentent certaine complexité par rapport à la première.

La connectivité des réseaux peut être totale, c'est-à-dire que tous les neurones sont connectés entre eux ou bien, par couches, et dans ce cas les neurones d'une couche ne sont connectés qu'aux neurones de la couche suivante.

a) Réseaux multicouches

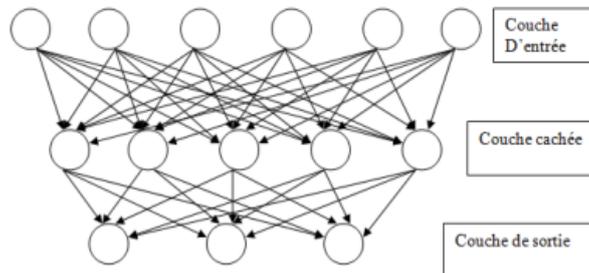


Figure II.14: Réseau de neurone non bouclé.

Les neurones sont arrangés par couches. Il n'y a pas de connexion entre neurones d'une même couche et les connexions ne se font qu'avec les neurones des couches en avalent.

Habituellement, chaque neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante et celle-ci seulement. 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.

b) Réseaux à connexions locales

Il s'agit d'une structure multicouche. Chaque neurone entretient des relations avec un nombre réduit et localisé de neurones de la couche en aval. Les connexions sont donc moins nombreuses que dans le cas d'un réseau multicouche classique.

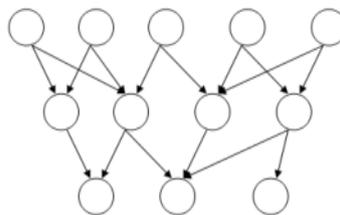


Figure II.15: Réseau à connexions locales.

c) Les réseaux de neurones récurrents

Nous trouvons des boucles, soit au niveau des neurones, soit entre les couches, on distingue dans cette catégorie les réseaux à connexion symétriques, ils sont utilisés généralement, dans la modélisation de systèmes dynamiques, la détection automatique des clusters....

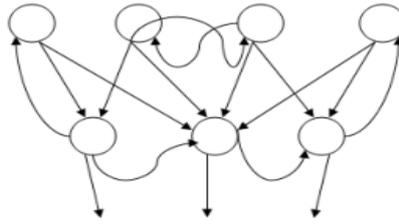


Figure II.16: Réseau de neurone bouclé.

d) Les réseaux de neurones à connexion complète

C'est la structure d'interconnexion la plus générale. Chaque neurone est connecté à tous les neurones du réseau (et à lui-même).

Il existe de nombreuses autres architectures possibles, mais celles ci sont les plus utilisées.

- **Architecture**

L'architecture générale des réseaux de neurones semblable, en première approximation, à celle du cerveau humain [99], elle consiste en la représentation des neurones en couches (layers) successives, la première représentant la couche d'entrée (input layer), la dernière étant la couche de sortie (output layer), les couches intermédiaires étant les couches cachées (hidden layers) du réseau. Ces couches sont dites cachées car de l'extérieur du réseau, on ne peut analyser clairement leur fonctionnement. Le réseau reçoit les informations sur une couche réceptrice de neurones, traite ces informations avec ou sans l'aide d'une ou plusieurs couches cachées contenant un ou plusieurs neurones et produit un signal ou plusieurs signaux de sorties. Chaque neurone qu'il appartienne à la première couche, aux couches cachées ou à la couche de sortie est lié aux autres neurones par des connexions auxquelles sont affectés des poids [100].

II.5.2.2 Apprentissage des réseaux de neurones

L'apprentissage est une phase de développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré. [98]

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 :

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).[93]

II.5.3 Les modèles impulsionnels de réseaux de neurones

Un modèle impulsionnel 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 [93].

II.5.3.1 Réseaux de neurones à Impulsion couplés (PCNN)

II.5.3.1.1 Architecture du réseau

La structure standard d'un PCNN vient de la structure de l'image d'entrée à traiter. Cela veut dire que le PCNN est un réseau à simple couche, à deux dimensions, latéralement connecté. Il est connecté avec les pixels de l'image de l'un à l'autre.

Chaque pixel de l'image est associé à un neurone d'impulsion couplé de structure spécifique. Le réseau de neurone PCNN est constitué d'une entrée, une liaison et un générateur d'impulsion. 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 [101]. L'architecture du réseau PCNN est représentée sur la figure II.17.

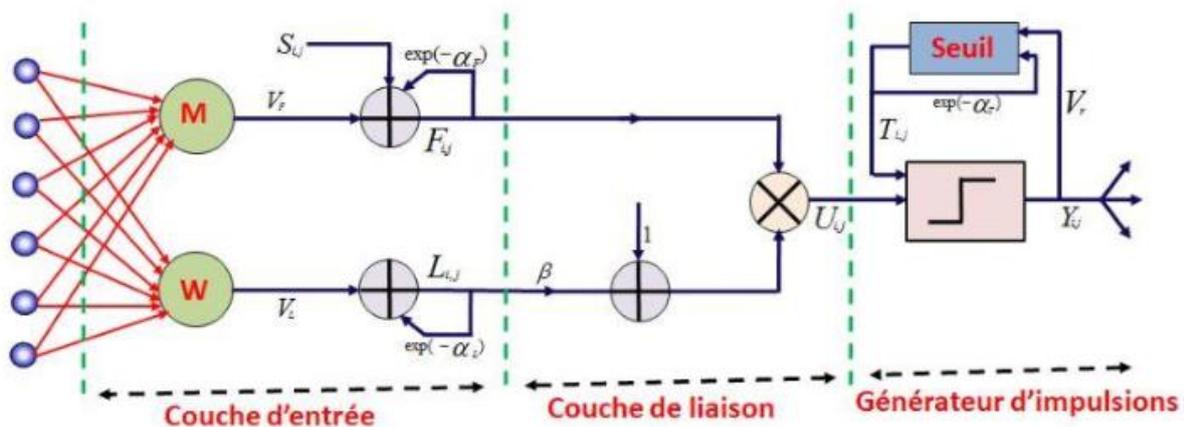


Figure II.17: Architecture d'un PCNN.

II.5.3.1.2 Caractéristiques d'un PCNN [101]

L'image multi-niveaux à traiter, qui est représenté par la matrice à deux dimensions, est transformée par le PCNN en une séquence d'images binaires temporaires. Chacune de ces images binaires est une matrice de même dimension que la matrice d'entrée et elle est générée par un groupe de pixels de la même intensité. Toutes les activités pour une spécifique itération donnent un résultat qui présente une caractéristique pour une classification, c'est-à-dire avec N itérations, on obtient N caractéristiques. Le signal unidimensionnel résultante de PCNN $Y_{i,j}$ à tous les étapes n est défini par :

$$G(n) = \sum_{ij} Y_{ij}(n) \dots \dots \dots \text{II.26}$$

Le principal avantage de PCNN est l'invariance du résultat dû à la rotation, dilatation ou translation d'une image. Donc, le PCNN est conseillé pour le traitement d'image en particulier la reconnaissance des formes.

Le PCNN n'a pas besoin d'apprentissage connus par les réseaux de neurones classiques.

II.5.3.2 Le PCNN dans la fusion d'image [93]

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, 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.

II.6 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté une approche de la fusion d'image basée sur l'hybridation entre la BDLT, 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 BDLT, la FS et le PCNN, La BDLT 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 BDLT pour motiver le PCNN. Les coefficients de bandelettes et le flot géométrique générer par la BDLT 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 :

Implémentation et résultat

III.1 Introduction

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. Parmi lesquels la fusion hybride en utilisant la BDLT, le PCNN et la SF.

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

III.2 Présentation de la base de données

Notre base de données contient sept (07) couples d'images recalée, choisi TDM/IRM et IRM/TEP de taille 256X256. (Figure III.1).

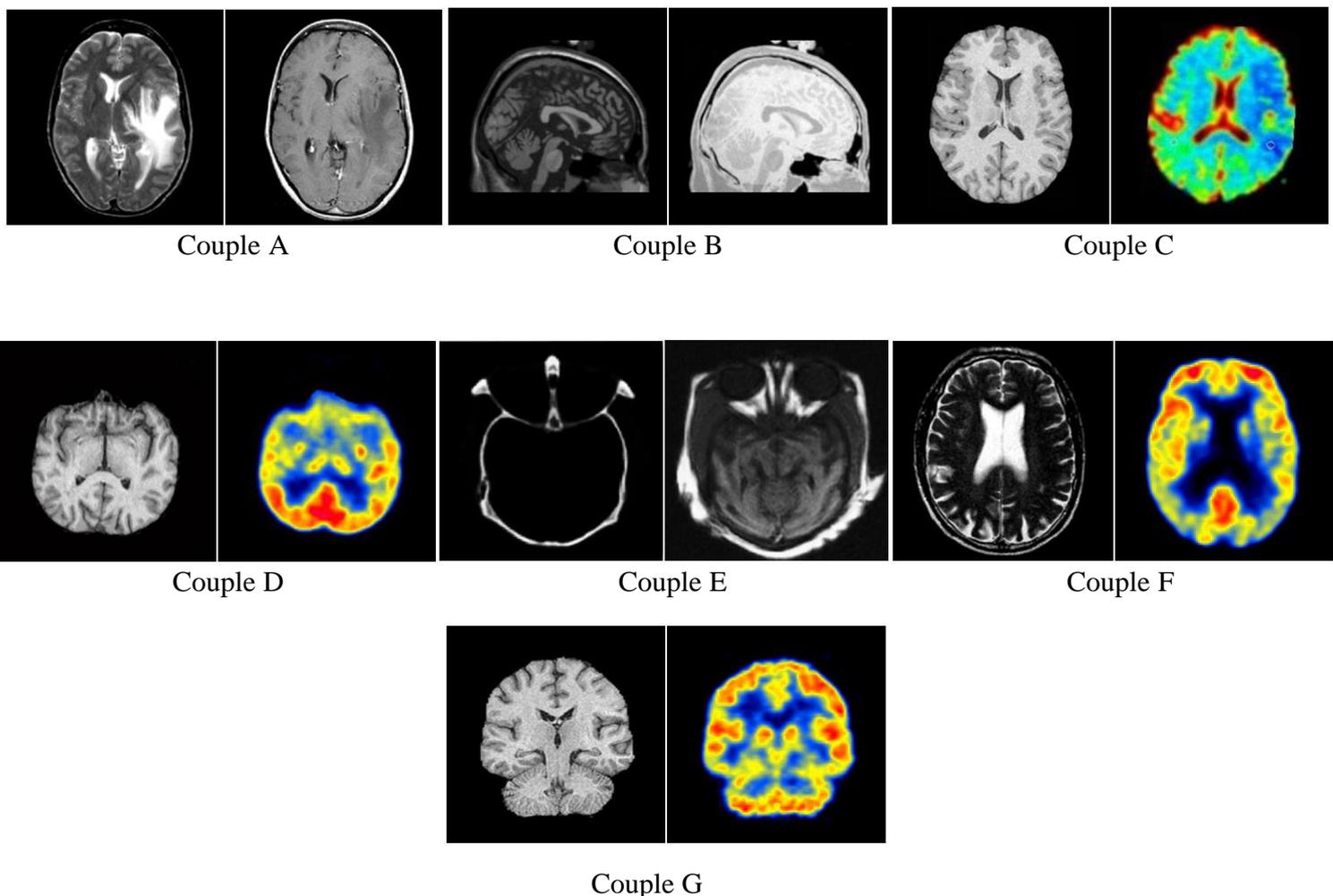


Figure III.1: Les différents couples d'images utilisés.

III.3 La méthode hybride de la fusion d'image par la BDLT- SF- PCNN

BDLT est utilisé comme méthode de décomposition multi échelle (MSD) pour fournir une meilleure représentation des contours que les ondelettes et Il peut extraire les caractéristiques des images originales, telles que les bords et de la texture, pour que plus d'information soit fourni à la fusion 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 bandelettes, la fréquence spatiale (SF) est utilisé pour motiver PCNN et donc générer les impulsions neuronal

La SF en Domaine BDLT est définie par l'équation (III.1)

$$S_{i,j}^{l,k} = \sum_{i \in M, j \in N} (I_{i,j}^{l,k} - I_{i-1,j}^{l,k})^2 + (I_{i,j}^{l,k} - I_{i,j-1}^{l,k})^2 \dots \dots \dots \text{III.1}$$

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 (III.1).

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

$$F_{i,j}^{l,k}(n) = S_{i,j}^{l,k} \dots \dots \dots \text{III.2}$$

$$L_{i,j}^{l,k}(n) = e^{-\alpha_L} L_{i,j}^{l,k}(n-1) + V_L \sum_{pq} W_{ij,pq}^{l,k} Y_{ij,pq}^{l,k}(n-1) \dots \dots \dots \text{III.3}$$

$$U_{i,j}^{l,k}(n) = F_{i,j}^{l,k}(n) * (1 + \beta L_{i,j}^{l,k}(n)) \dots \dots \dots \text{III.4}$$

$$\theta_{i,j}^{l,k}(n) = e^{-\alpha_\theta} \theta_{i,j}^{l,k}(n-1) + V_\theta Y_{i,j}^{l,k}(n-1) \dots \dots \dots \text{III.5}$$

$$Y_{i,j}^{l,k}(n) = \begin{cases} 1, & \text{si } U_{i,j}^{l,k}(n) > \theta_{i,j}^{l,k}(n) \\ 0 & \text{autre} \end{cases} \dots \dots \dots \text{III.6}$$

$$T_{i,j}^{l,k}(n) = T_{i,j}^{l,k}(n-1) + Y_{i,j}^{l,k}(n) \dots \dots \dots \text{III.7}$$

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 (III.2) l'entrée d'alimentation $F_{i,j}^{l,k}$ est égale a la fréquence spatiale (SF) .l'entrée de la liaison $L_{i,j}^{l,k}(n)$ 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 $U_{ij}^{l,k}$ 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 (III.6) 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 (III.7), parce que les coefficients voisins avec une géométrie similaires possède des impulsions similaires dans un temps d'itération donnée.

III.3.1 L'algorithme proposé de la méthode BDLT- SF- PCNN

Nous pouvons organiser notre algorithme comme suit :

- 1) décomposé les deux images a fusionnée par la transformée en bandelette.
- 2) Extraire le flot géométrique $G_j(i)$ et les coefficients de bandelettes $C_i(x, y, i)$ dans chaque région
- 3) mesurer la SF comme (III.1) avec la fenêtre glissante de coefficients flot géométrique $G_j(i)$ et les coefficients de bandelettes $C_i(x, y, i)$.
- 4) SF de chaque de $G_j(i)$ et $C_i(x, y, i)$ sont entrés à PCNN pour motiver les neurones et générer des impulsions de neurones avec (III.2). Puis, le temps d'impulsion $T_{ij}^{l,k}(n)$ est calculé avec (III.6).
- 5) générer la matrice de décision $D_{ij}^{l,k}(n)$ avec l'équation (III.8), puis sélectionnez les coefficients avec (III.9), ce qui signifie que les coefficients avec un grand temps d'impulsion ont été sélectionnés comme les coefficients de l'image fusionnée.

$$D_{ij}^{l,k}(n) = \begin{cases} 1, & \text{si } T_{1,ij}^{l,k}(n) \geq T_{2,ij}^{l,k}(n) \\ 0 & \text{si } T_{1,ij}^{l,k}(n) < T_{2,ij}^{l,k}(n) \end{cases} \dots\dots\dots \text{III.8}$$

$$x_{F,ij}^{l,k}(n) = \begin{cases} x_{1,ij}^{l,k} & \text{si } D_{1,ij}^{l,k}(n) = 1 \\ x_{2,ij}^{l,k} & \text{si } D_{1,ij}^{l,k}(n) = 0 \end{cases} \dots\dots\dots \text{III.9}$$

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.

- 6) utiliser les coefficients de sortie sélectionnée dans (III.9) pour reconstruire l'image fusionnée via BDLT inverse.

Le schéma de l'algorithme de BDLT-SF-PCNN proposé est illustré à la Fig. ci-dessous

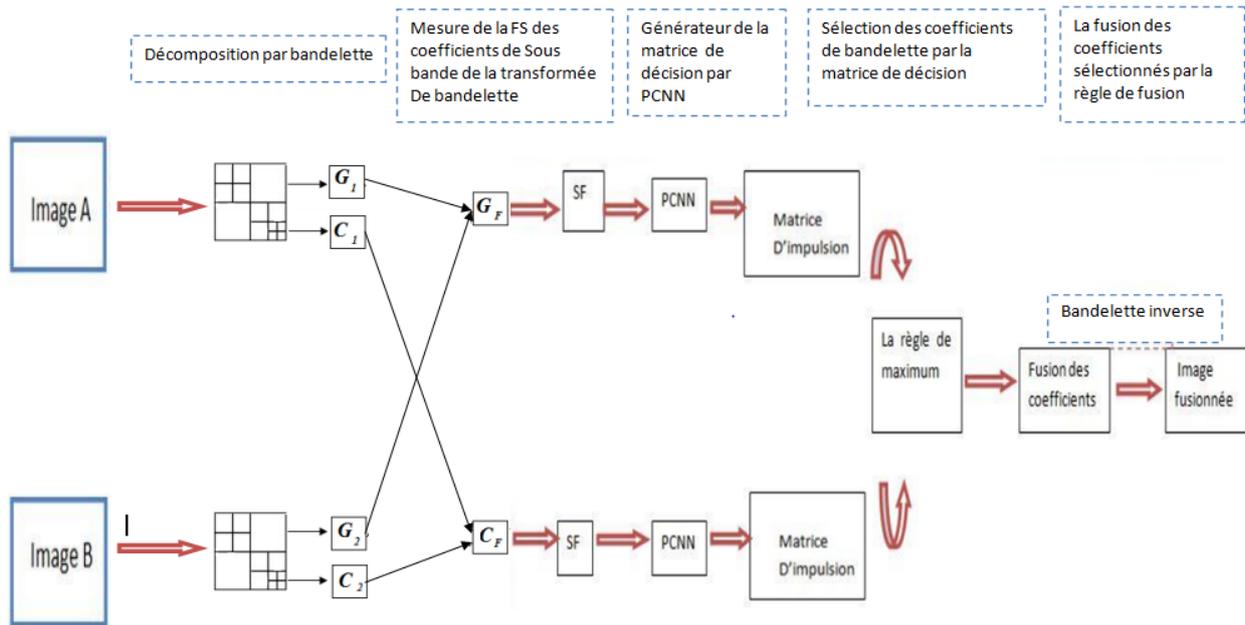


Figure III.2: Le schéma de l'algorithme BDLT-SF-PCNN.

III.4 La qualité de fusion

L'utilisateur veut naturellement 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. Par exemple, un utilisateur qui souhaite procéder à un post-traitement de type classification ou segmentation, n'aura pas les mêmes critères d'évaluation du produit fusionné qu'un autre utilisateur appliquant un algorithme de détection de cible.

Ceci-dit, pour la fusion au niveau de pixel dans lequel nous nous plaçons, 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 faite en mesurant la quantité d'information dans l'image résultante, elle est basée sur une analyse visuelle et une analyse quantitative.

III.4.1 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.

III.4.2 Analyse quantitative

Plusieurs paramètres statistiques sont utilisés pour l'analyse quantitative. Pour notre étude nous utilisons les paramètres 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 Entropie est un critère qui mesure le degré d'information dans l'image, plus l'IE est grande, plus l'image diffuse d'information.

$$EN = -\sum_{i=0}^{L-1} P_f(i) \log_2 P_f(i) \dots \dots \dots \text{III.10}$$

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.

$$CC = \frac{\sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^M (x_{i,j} - \mu(A))(x'_{i,j} - \mu(B))}{\sqrt{\sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^M (x_{i,j} - \mu(A))^2 (x'_{i,j} - \mu(B))^2}} \dots \dots \dots \text{III.11}$$

- **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.

$$SF = \sqrt{RF^2 + CF^2} \dots\dots\dots \text{III.12}$$

Avec

$$RF = \sqrt{\frac{1}{M(N-1)} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-2} (F(i, j+1) - F(i, j))^2} \dots\dots\dots \text{III.13}$$

$$CF = \sqrt{\frac{1}{N(M-1)} \sum_{i=0}^{M-2} \sum_{j=0}^{N-1} (F(i+1, j) - F(i, j))^2} \dots\dots\dots \text{III.14}$$

- **Déviation 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

$$STD = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} F(i, j)}{NM}} \dots\dots\dots \text{III.15}$$

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

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

$$MI = \sum_{af} P_{AF}(a, f) \log \frac{P_{AF}(a, f)}{P_A(a)P_F(f)} \dots\dots\dots \text{III.16}$$

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

III.5 Implémentation de la méthode hybride basée sur la BDLT et le PCNN et la SF

Dans cette partie on va commencer d'implémenter la méthode de la fusion basée sur la transformée en BDLT et le PCNN et la SF sur les 7 couples d'images.

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

β est la force de liaison

α_L Est le constant d'atténuation

Dans le tableau 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 (BDLT+FS+PCNN) et la méthode coopérative (BDLT+FS+PCNN)+IHS.

Nous obtenons des meilleurs paramètres de IE, STD, SF, MI par la méthode de (BDLT+FS+PCNN) et la méthode coopérative (BDLT-SF-PCNN) +IHS, nous constatons d'avoir plus d'informations par la méthode hybride proposée.

Les couples d'images	Les méthodes	Les paramètres d'évaluation					Temps de calculs (s)
		IE	CC	STD	SF	MI	
Couple A	IHS	4,4646	0,7971	47,4628	14,6404	4,2857	0,607628
	BDLT+FS+PCNN	5,9567	0,8622	74,1512	24,9750	3,2272	4,764203
	(BDLT+FS+PCNN)+IHS	5,7214	0,8476	70,6528	22,1472	3,7521	5,471525
Couple B	IHS	4,3745	0,7583	36,8932	11,8890	3,9679	0,734162
	BDLT+FS+PCNN	5,2014	0,9148	63,1829	19,4586	3,3351	4,840510
	(BDLT+FS+PCNN)+IHS	5,2571	0,8652	64,4712	17,2587	3,1478	5,951048
Couple C	IHS	4,4685	0,9467	68,7673	10,3313	4,2265	0,568780
	BDLT+FS+PCNN	5,4593	0,9594	89,1192	14,5177	3,0330	4,840510
	(BDLT+FS+PCNN)+IHS	5,3217	0,9531	89,3811	14,4813	3,0197	4,784569
Couple D	IHS	4,2687	0,9588	58,3887	10,4065	3,6288	0,559976
	BDLT+FS+PCNN	4,5029	0,9444	75,7155	12,9319	3,0258	4,938730
	(BDLT+FS+PCNN)+IHS	4,7894	0,8749	77,9574	12,2451	3,1253	4,869514

Couple E	IHS	6,9769	0,7516	43,1317	13,8583	4,5943	0,581320
	BDLT+FS+PCNN	7,0621	0,8478	63,3418	22,9281	3,6454	5,582572
	(BDLT+FS+PCNN)+IHS	6,6392	0,7971	62,7758	22,2014	3,5036	4,785412
Couple F	IHS	4,7186	0,7160	34,1990	15,6090	3,0806	0,568484
	BDLT+FS+PCNN	5,4304	0,8379	78,2004	23,2561	3,7561	5,015935
	(BDLT+FS+PCNN)+IHS	5,4325	0,8735	76,9899	23,1725	3,5998	4,947725
Couple G	IHS	4,8889	0,9488	64,1025	13,6636	3,3886	0,562050
	BDLT+FS+PCNN	4,9538	0,9393	82,1615	17,5987	3,1571	4,738129
	(BDLT+FS+PCNN)+IHS	4,8877	0,9789	81,2389	16,9878	3,9698	4,885774

Tableau III.1: Les résultats de la fusion par (IHS), (BDLT+FS+PCNN) et ((BDLT+SF+PCNN)+IHS).

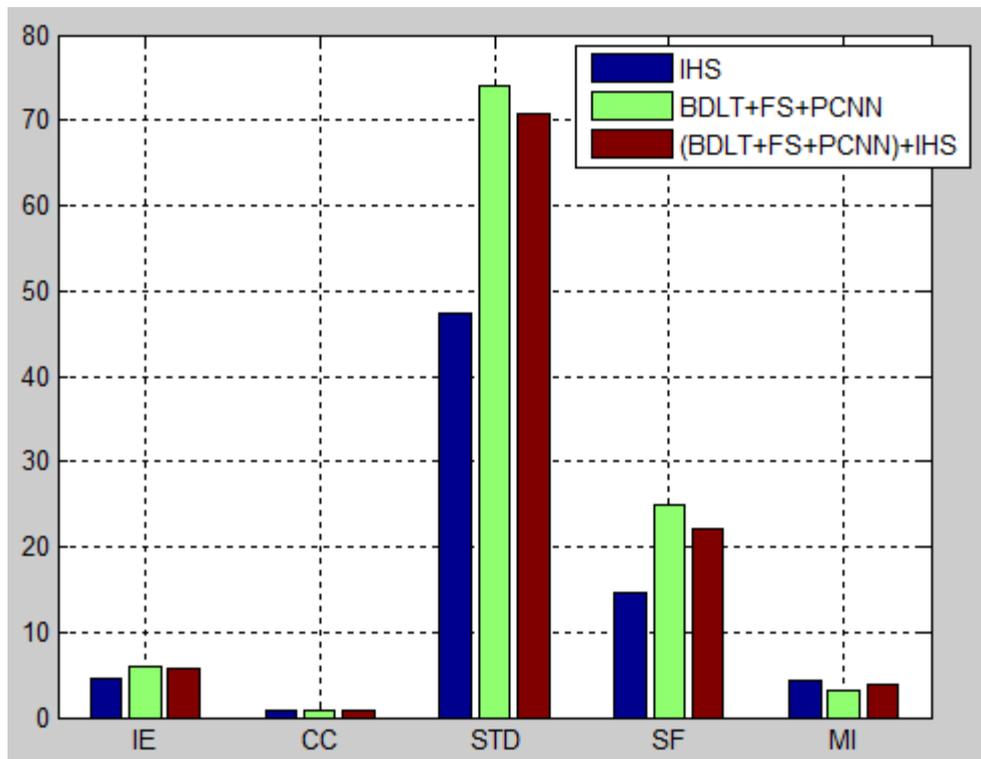


Figure III.3: Fusion de Couple A par la méthode hybride et la méthode basée sur IHS.

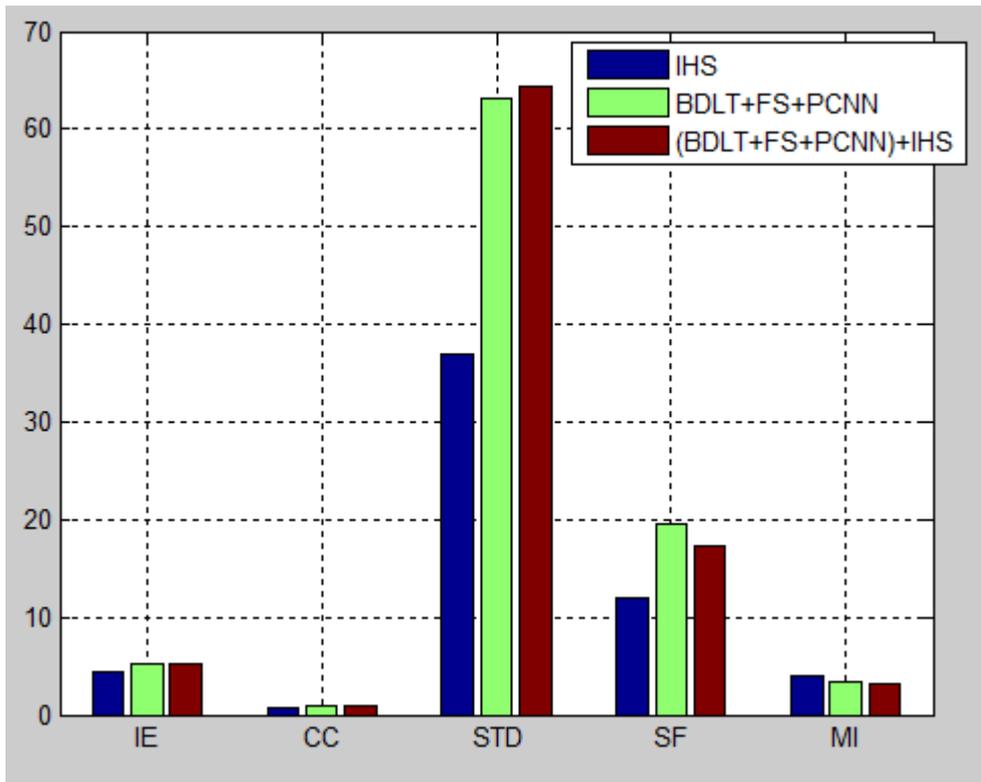


Figure III.4: Fusion de Couple B par la méthode hybride et la méthode basée sur IHS.

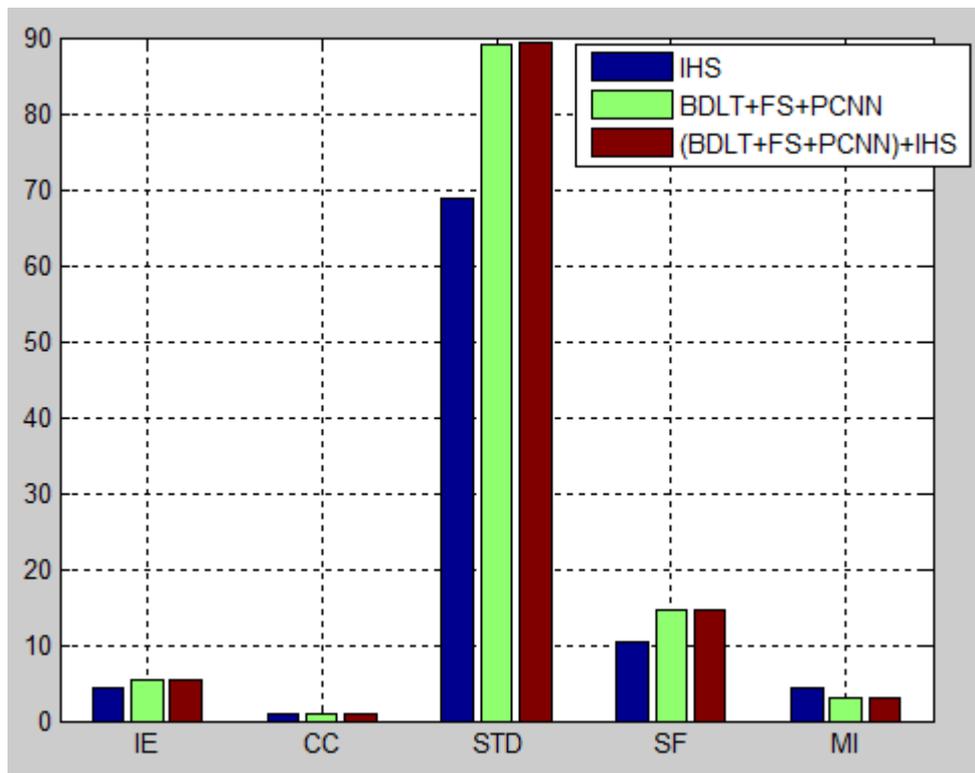


Figure III.5: Fusion de Couple C par la méthode hybride et la méthode basée sur IHS.

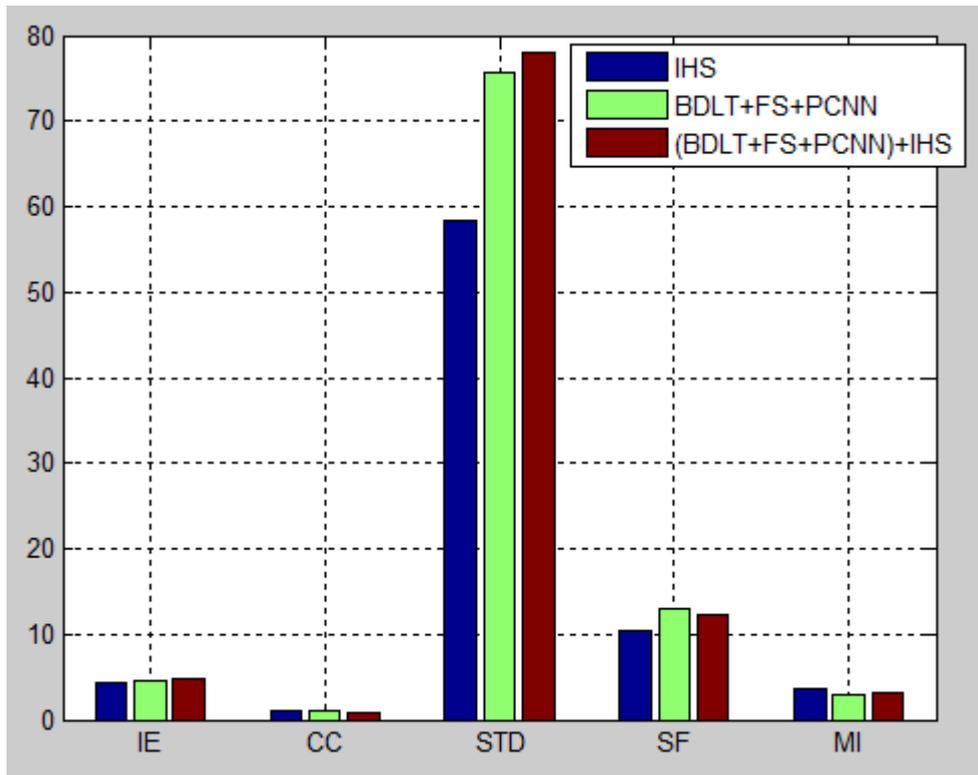


Figure III.6: Fusion de Couple D par la méthode hybride et la méthode basée sur IHS.

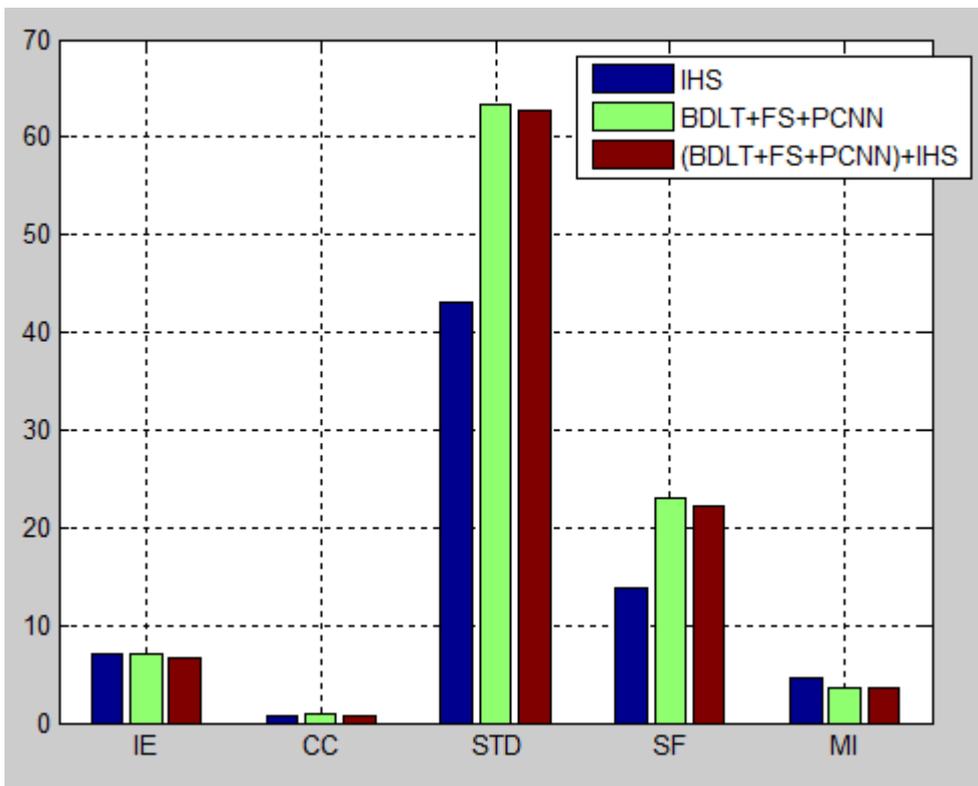


Figure III.7: Fusion de Couple E par la méthode hybride et la méthode basée sur IHS.

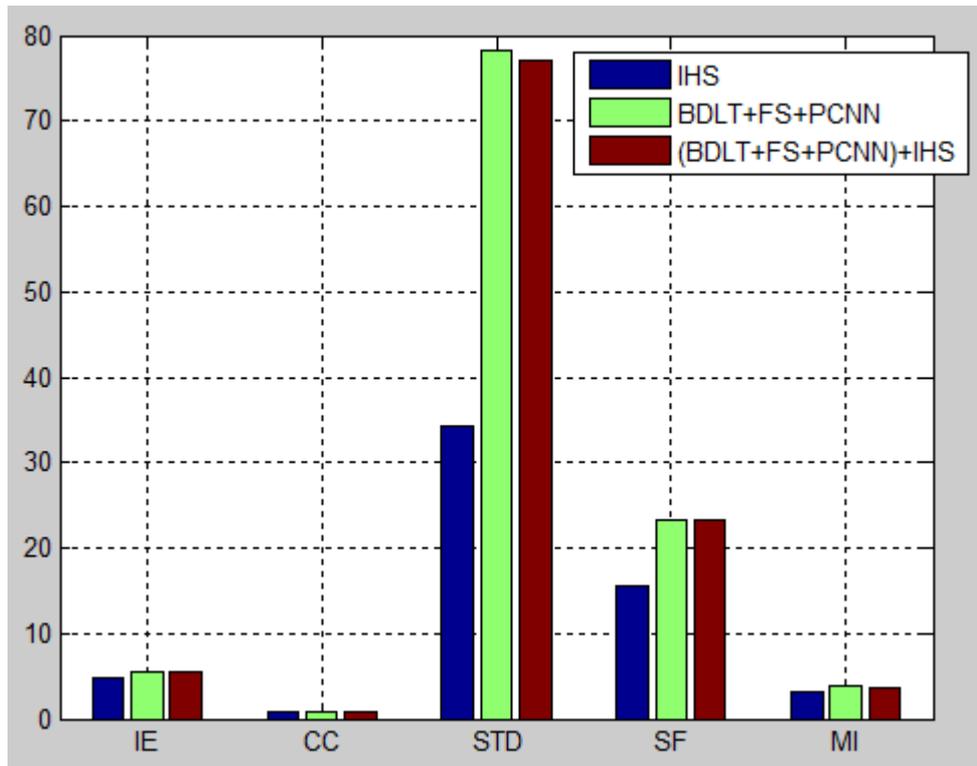


Figure III.8: Fusion de Couple F par la méthode hybride et la méthode basée sur IHS.

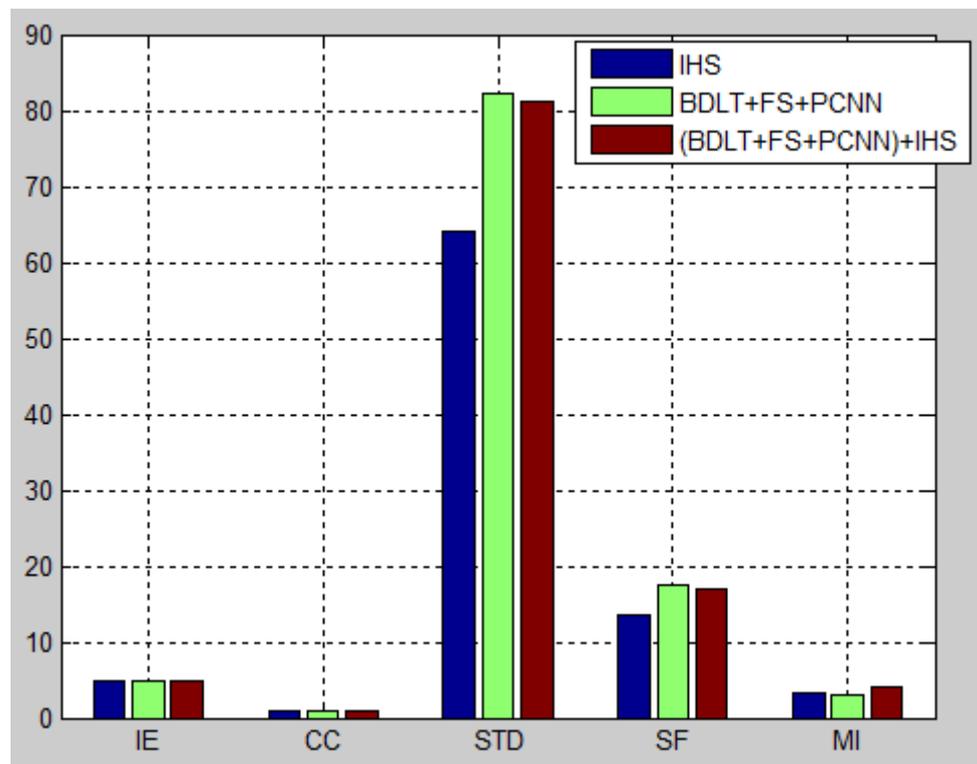


Figure III.9: Fusion de Couple G par la méthode hybride et la méthode basée sur IHS.

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

Les couples d'images	Méthodes IHS	Paramètre d'évaluation					Temps de calculs (s)
		IE	CC	STD	SF	MI	
La moyenne	IHS	4,8801	0,8396	50,4207	12,9140	3,8818	0,597486
	BDLT+SF+PCNN	5,5095	0,9008	75,4463	19,6809	3,3114	4,960084
	BDLT+SF+PCNN+IHS	5,4356	0,8843	74,7810	18,3563	3,4454	5,099367

Tableau III.2: La moyenne des différents couples d'images (choix de méthodes).

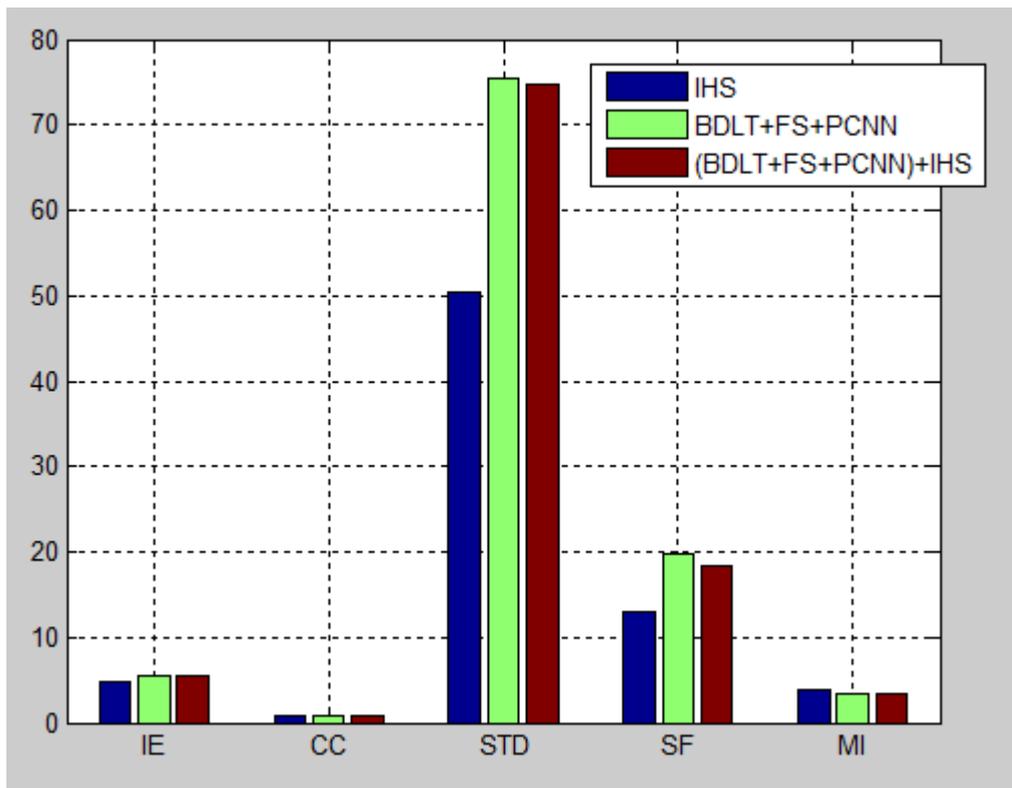


Figure III.10: La moyenne de la fusion des Couples par les différentes méthodes.

III.5.1 Interprétation des résultats :

A partir de tableau III.2 et les figures III.11 la méthode de la fusion des images médicales basés sur la transformée en bandelette couplé avec le PCNN et la fréquence spatiale donne des meilleurs résultats par rapport aux autres méthodes (IHS, DWT, DWT+IHS, BDLT, BDLT+IHS et (BDLT+PCNN+FS) +IHS), car elle nous donne des meilleurs valeurs dans la plupart des paramètres d'évaluation (3/5) avec un temps de calcul acceptable.

III.6 Comparaison des résultats

Dans cette partie on va prendre les résultats obtenus par nos camarades (la transformée en ondelette [92], la transformé en bandelette [95], la transformé en contourlet non échantillonné [93], la transformé en contourlet non échantillonné hybridé avec FS et PCNN[93]) dans notre université et sur la même base de données dont nous allons travailler.

À propos de la transformée en ondelette le choix s'est porté sur l'ondelette rbior2.2 et avec un niveau de décomposition=1. [92]

On va commencer d'implémenter les méthodes de la fusion qui sont : DWT, BDLT, DWT+IHS, BDLT+IHS, NSCT, NSCT+IHS, NSCT+SF+PCNN, (NSCT+SF+PCNN) +IHS, BDLT+SF+PCNN, (BDLT+SF+PCNN) +IHS sur notre base de données. L'analyse des résultats obtenus est faite avec les mêmes paramètres d'évaluations (l'entropie IE, la fréquence spatiale SF, Coefficient de corrélation CC, la déviation standard STD et l'information mutuelle MI).

Les couples d'images	Les méthodes	Les 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	4,6333	0,8069	47,6819	18,7594	3,9875	0,483624
	BDLT	5,7007	0,8664	72,6015	25,5553	3,3620	3,228911
	BDLT+IHS	4,3256	0,8566	70,5231	21,4789	3,0215	2,676063
	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
	BDLT+FS+PCNN	5,9567	0,8622	74,1512	24,9750	3,2272	4,764203
	(BDLT+FS+PCNN)+IHS	5,7214	0,8476	70,6528	22,1472	3,7521	5,471525
	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	DWT	4,3941	0,8712	36,8358	15,6826	4,0074	0,7522
	DWT+IHS	4,3761	0,7581	37,0898	16,4482	3,8824	0,484516
	BDLT	5,8452	0,8735	74,3130	19,5742	2,9454	2,892136
	BDLT+IHS	4,5214	0,8825	70,2140	16,4712	2,2514	2,475896
	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
	BDLT+FS+PCNN	5,2014	0,9148	63,1829	19,4586	3,3351	4,840510
	(BDLT+FS+PCNN)+IHS	5,2571	0,8652	64,4712	17,2587	3,1478	5,951048
	NSCT-SF-PCNN	6,1593	0,8142	78,6634	17,8870	4,3196	1578,4672
	NSCT-SFPCNN)+IHS	6,1407	0,8252	79,7095	20,1823	4,3355	396,855651
	DWT	6,8492	0,9278	78,9620	12,6574	5,7215	0,7603
	DWT+IHS	4,5027	0,9468	68,7025	13,1400	4,0933	0,477550
	BDLT	5,0388	0,9670	84,4681	14,9151	3,1220	2,884872
	BDLT+IHS	4,5214	0,9471	85,4715	12,4896	3,0564	2,245863

Couple C	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
	BDLT+FS+PCNN	5,4593	0,9594	89,1192	14,5177	3,0330	4,840510
	(BDLT+FS+PCNN)+IHS	5,3217	0,9531	89,3811	14,4813	3,0197	4,784569
	NSCT-SF-PCNN	7,6685	0,9207	78,9446	13,4609	6,0145	1371,1268
	(NSCT-SFPCNN)+IHS	6,8862	0,9166	78,7284	11,6112	5,4827	481,520793
Couple D	DWT	3,9523	0,9339	62,4106	17,2612	3,8169	0,6196
	DWT+IHS	3,8361	0,9463	58,2093	13,0831	3,4572	0,472792
	BDLT	4,5321	0,9492	76,9319	12,9901	3,0748	2,877470
	BDLT+IHS	4,2530	0,9251	71,6874	13,5886	2,2541	2,241356
	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
	BDLT+FS+PCNN	4,5029	0,9444	75,7155	12,9319	3,0258	4,938730
	(BDLT+FS+PCNN)+IHS	4,7894	0,8749	77,9574	12,2451	3,1253	4,869514
	NSCT-SF-PCNN	5,2558	0,9451	75,0166	15,2736	4,3608	770,1609
	(NSCT-SFPCNN)+IHS	4,8720	0,9308	63,2305	14,5641	3,9367	216,646936
Couple E	DWT	2,7398	0,3516	14,2143	12,9065	2,5236	0,7005
	DWT+IHS	2,7404	0,0545	14,3787	13,2905	3,1624	0,481037
	BDLT	6,3395	0,6450	61,3823	22,7971	2,2455	2,872834
	BDLT+IHS	6,4758	0,6362	55,6852	20,5471	2,0147	2,325461
	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
	BDLT+FS+PCNN	7,0621	0,8478	63,3418	22,9281	3,6454	5,582572
	(BDLT+FS+PCNN)+IHS	6,6392	0,7971	62,7758	22,2014	3,5036	4,785412
	NSCT-SF-PCNN	6,8161	0,6175	54,6980	22,7535	4,0614	1539,4190
	(NSCT-SFPCNN)+IHS	6,1032	0,5991	54,2384	23,4740	3,7757	437,486184
Couple F	DWT	4,2643	0,5861	36,9367	21,8334	3,3020	0,9442
	DWT+IHS	3,8753	0,6069	33,6601	18,6100	2,8567	0,471465
	BDLT	5,4633	0,7613	74,7777	23,6353	2,8221	2,911808
	BDLT+IHS	4,3256	0,7791	68,2674	20,7499	2,1977	2,325417
	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
	BDLT+FS+PCNN	5,4304	0,8379	78,2004	23,2561	3,7561	5,015935
	(BDLT+FS+PCNN)+IHS	5,4325	0,8735	76,9899	23,1725	3,5998	4,947725
	NSCT-SF-PCNN	6,0278	0,7506	77,8368	23,3795	3,9928	1671,3455
	(NSCT-SFPCNN)+IHS	5,2479	0,6656	73,6700	28,1788	3,4226	474,799651
Couple G	DWT	4,0742	0,9302	67,3042	17,4151	3,3760	0,8242
	DWT+IHS	3,9905	0,9403	63,8061	17,1009	3,2617	0,474521
	BDLT	4,7069	0,9438	83,6493	17,7207	3,1512	2,923240
	BDLT+IHS	3,5778	0,9342	79,6633	17,8715	3,4748	2,536214
	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
	BDLT+FS+PCNN	4,9538	0,9393	82,1615	17,5987	3,1571	4,738129
	(BDLT+FS+PCNN)+IHS	4,8877	0,9789	81,2389	16,9878	3,9698	4,885774
	NSCT-SF-PCNN	5,4167	0,9381	79,6879	16,5536	3,8674	1247,5139
	(NSCT-SFPCNN)+IHS	4,8939	0,9238	69,3183	15,2334	3,4483	468,694554

Tableau III.3: Les résultats des 10 méthodes testées sur 7 couples d'images.

A partir de tableau, la méthode basée sur la transformée en bandelette donne de bonnes résultats. Les meilleures valeurs sont 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 BDLT+SF+PCNN.

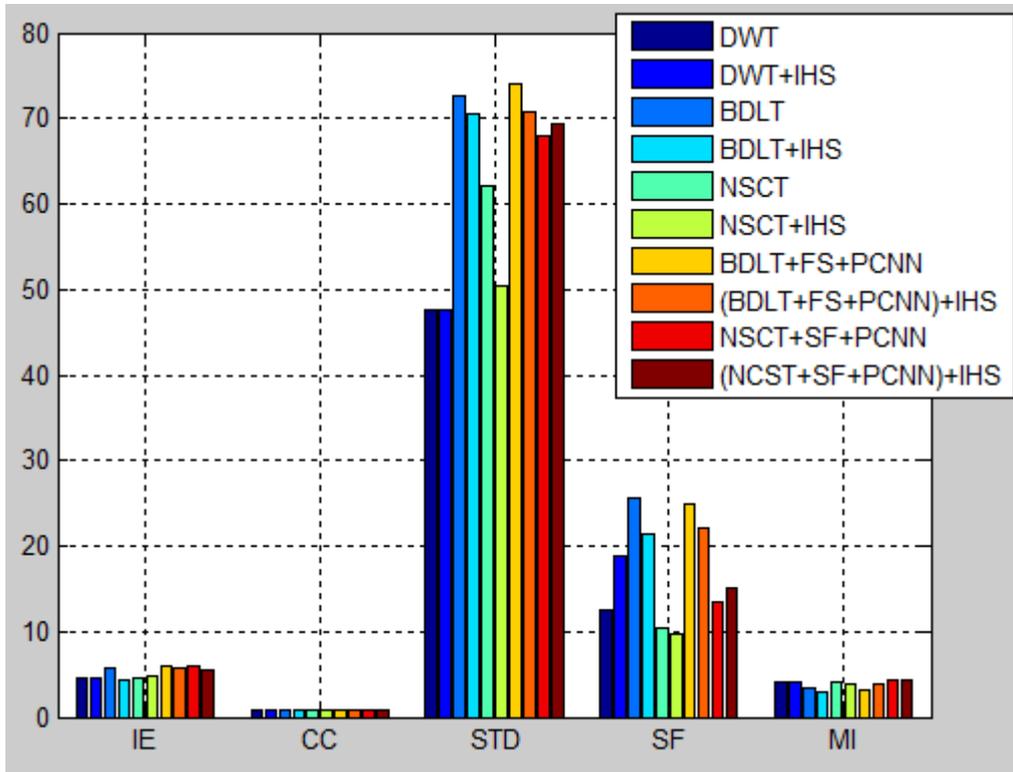


Figure III.11: Fusion de Couple A par les 10 méthodes.

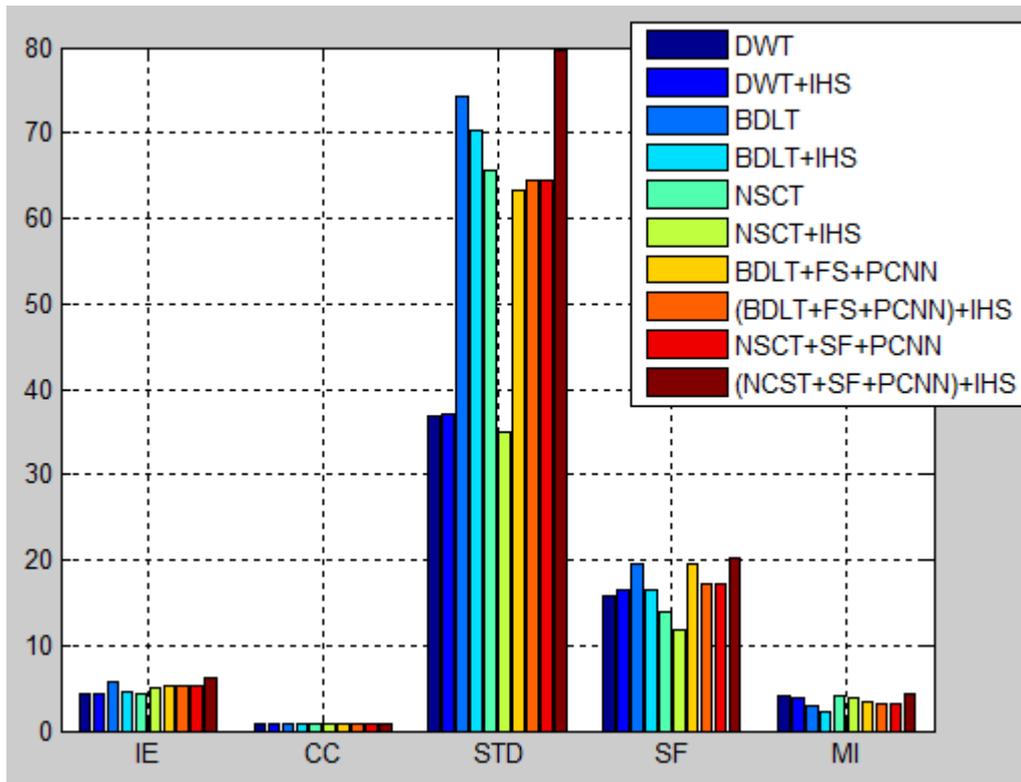


Figure III.12: Fusion de Couple B par les 10 méthodes.

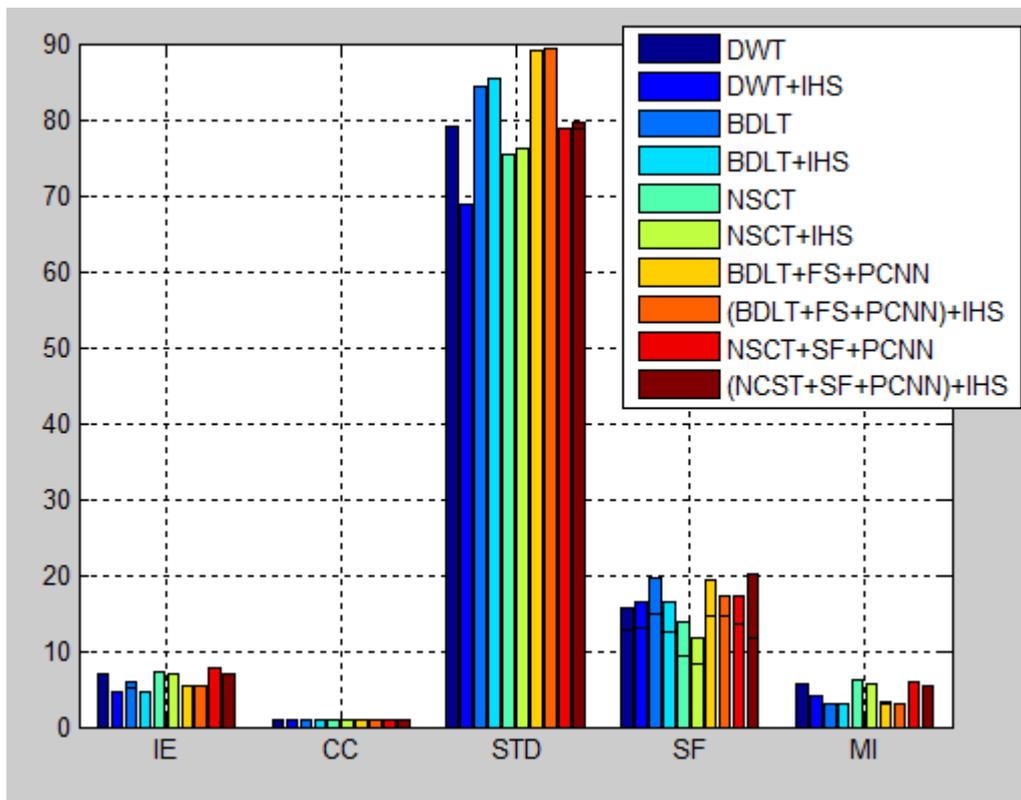


Figure III.13: Fusion de Couple C par les 10 méthodes.

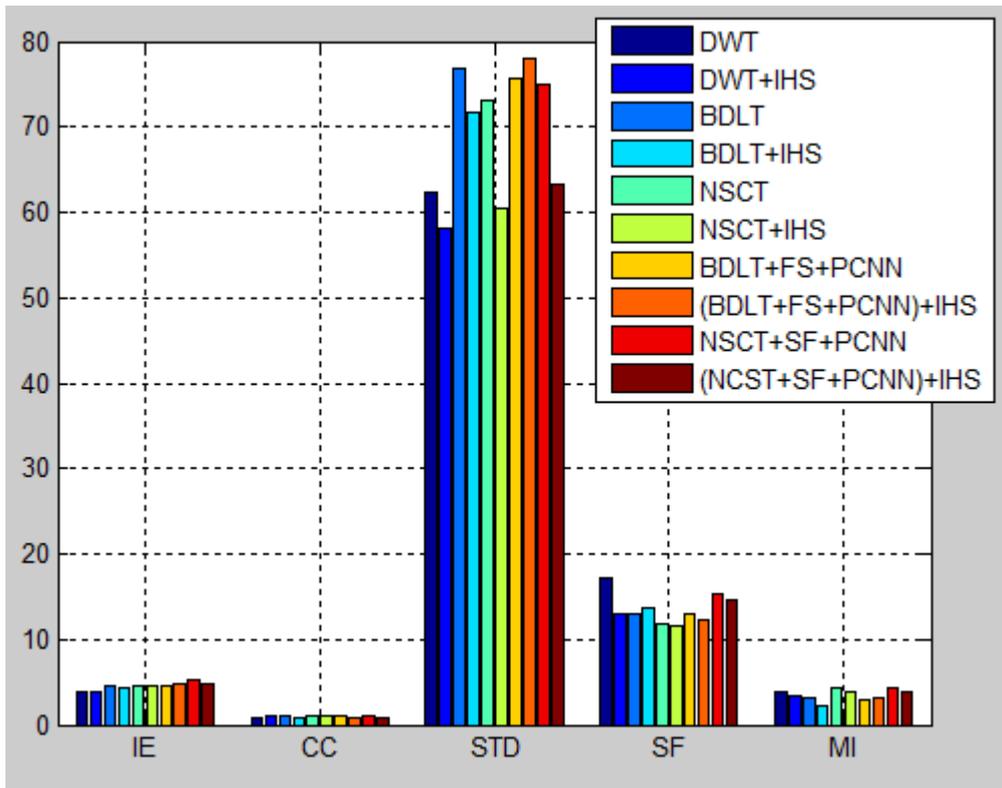


Figure III.14: Fusion de Couple D par les 10 méthodes.

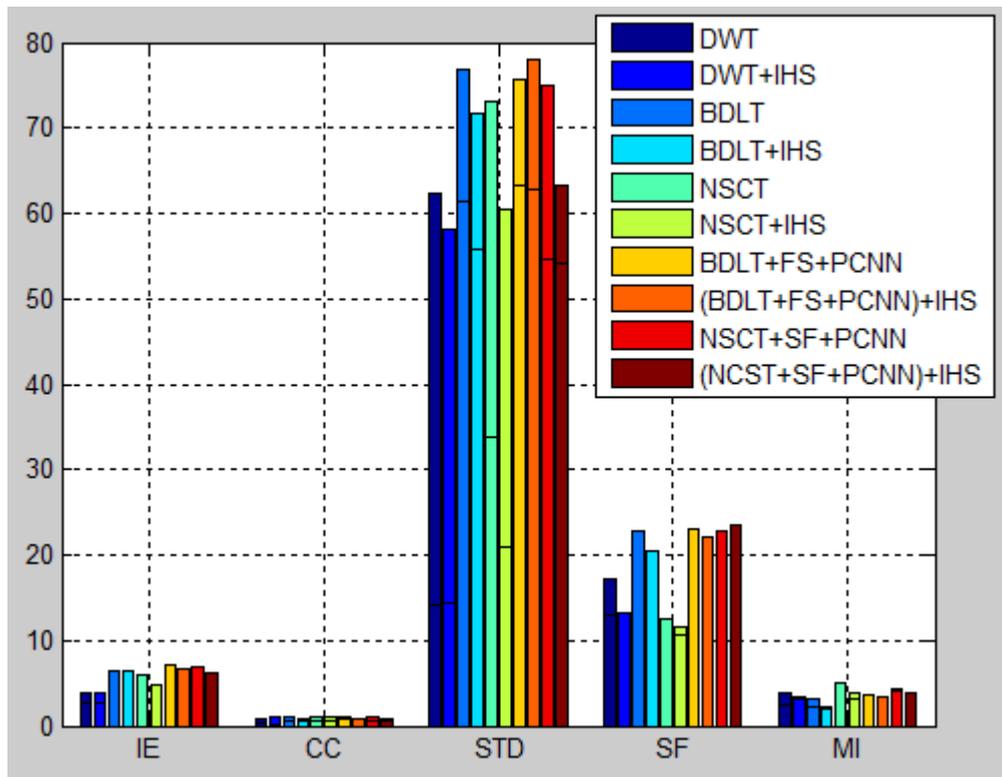


Figure III.15: Fusion de Couple E par les 10 méthodes.

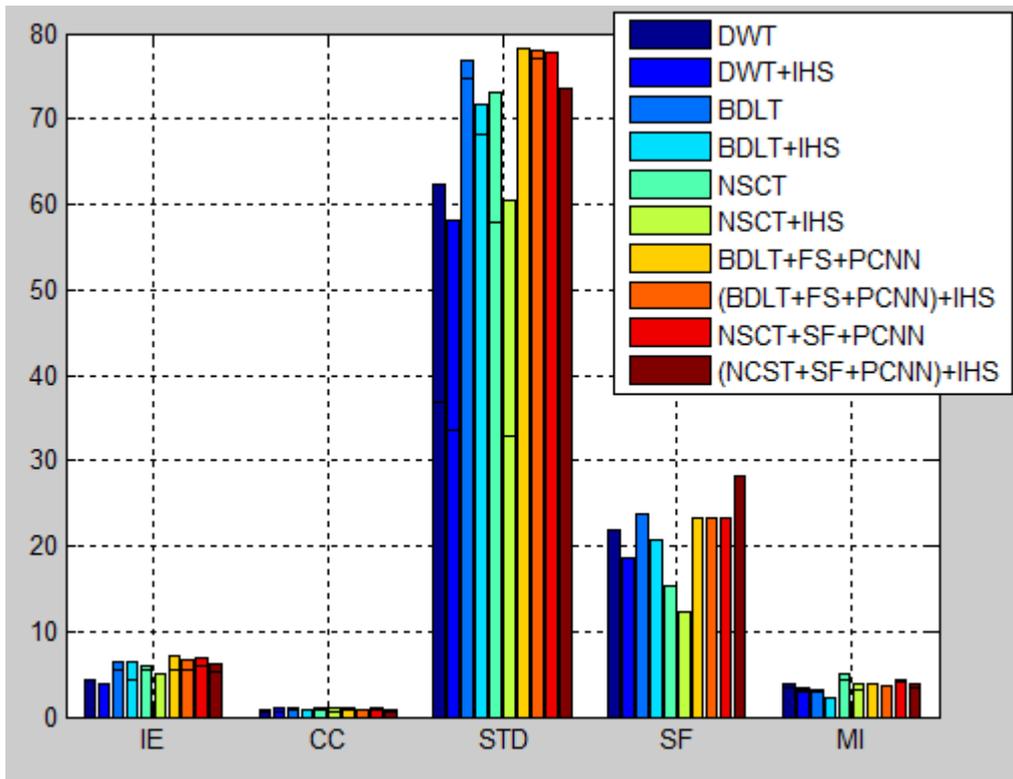


Figure III.16: Fusion de Couple F par les 10 méthodes.

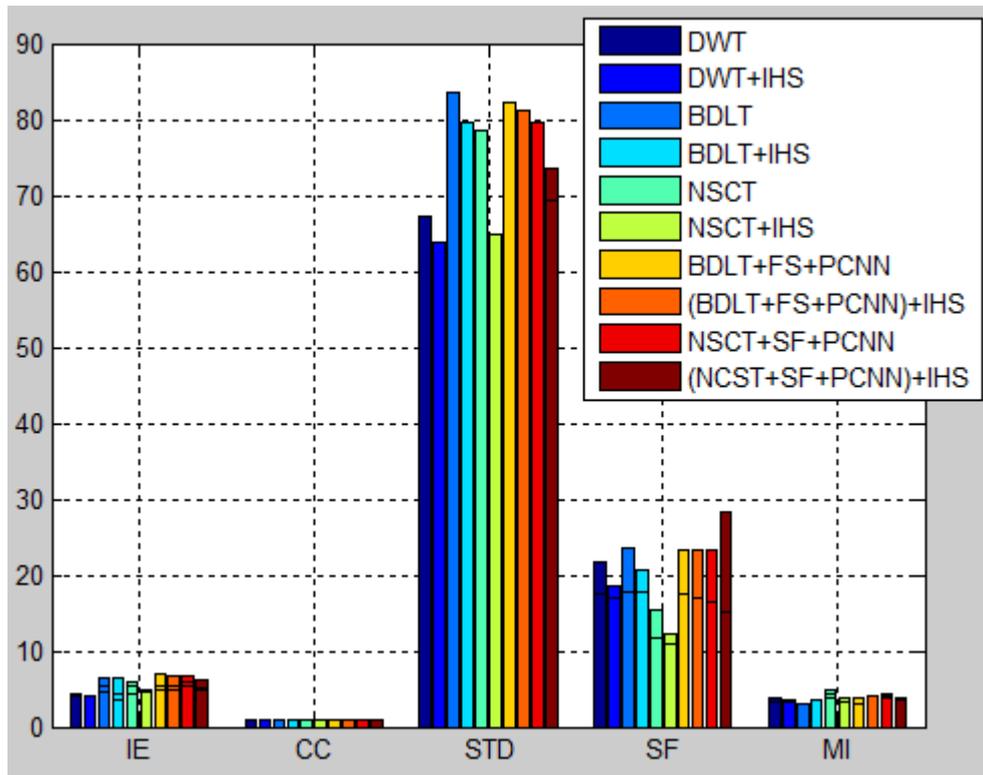


Figure III.17: Fusion de Couple G par les 10 méthodes.

Nous allons présenter dans ce tableau les moyennes des différents paramètres d'évaluation précédents de notre méthodes et les moyennes des différents paramètres d'évaluation des couples d'images médicales

Chapitre III : implémentation et résultat

par la méthodes basée sur la NSCT pour bien déterminer et comparer la meilleure méthode de la fusion entre les différentes méthodes.

Les résultats sont représentés dans le tableau suivant

Les couples d'images	Méthodes	Paramètre d'évaluation					Temps de calculs (s)
		IE	CC	STD	SF	MI	
Les moyennes	DWT	4,4005	0,8843	49,1831	5,7655	3,8355	0,817857
	DWT+IHS	3,9935	0,7228	46,2183	15,7760	3,5287	0,477929
	BDLT	5,3752	0,8580	75,1246	19,5983	2,9604	2,941610
	BDLT+IHS	4,5715	0,8515	71,6446	17,5995	2,6101	2,403753
	BDLT+SF+PCNN	5,5095	0,7772	75,4463	19,6809	3,3114	4,960084
	BDLT+SF+PCNN+IHS	5,4356	0,9008	74,7810	18,3563	3,4454	5,099367
	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 III.4: La comparaison entre les différents méthodes (BDLT, NSCT).

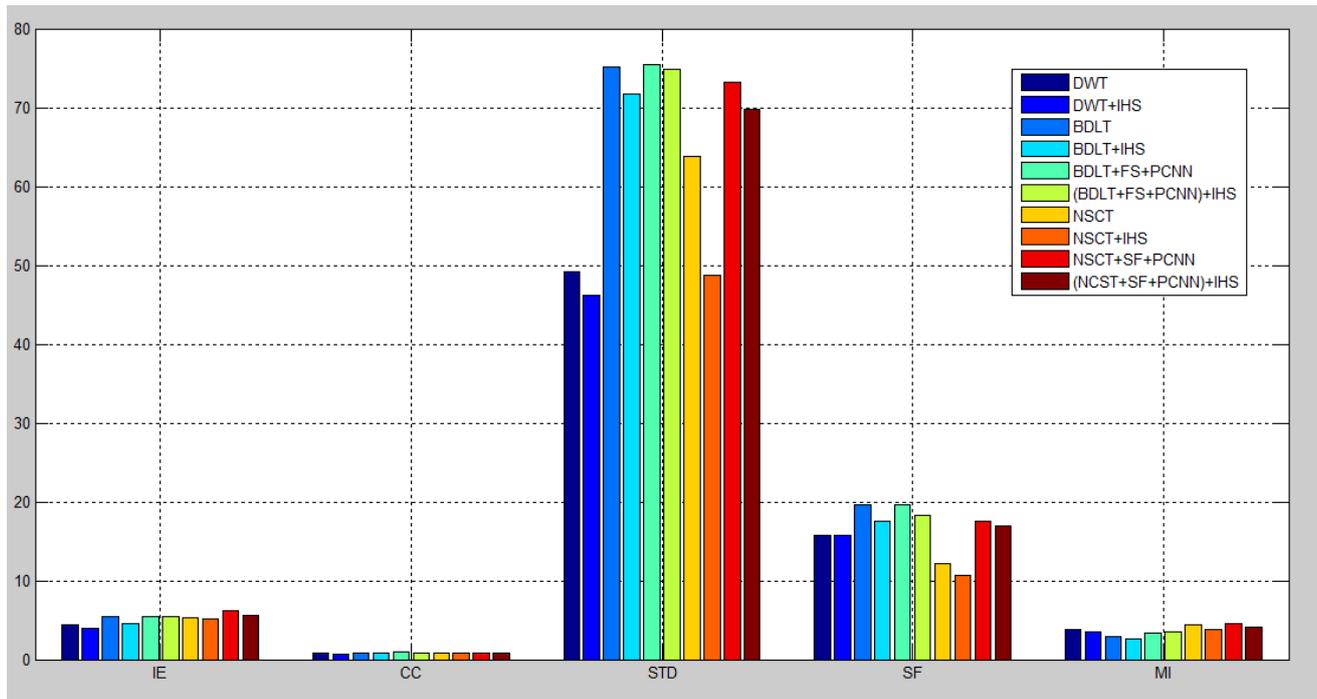


Figure III.18: La moyenne de la fusion des Couples par les différentes méthodes.

III.6.1 Interprétation des résultats :

D'après les figures III.18 et le tableau III.4 qui ont présentent les différentes méthodes de fusion et par rapport aux résultats de l'an dernier concernant l'utilisation de la transformée en contourlet non sous échantillonnée hybridé avec FS et PCNN[93], on confirme que notre méthode « la transformée en bandelette » est la meilleure, car l'hybridation qui est basée sur la BDLT, le PCNN et la SF nous donne des meilleures valeurs dans la plupart des paramètres d'évaluation (3/5) avec un moins temps de calcule (5 sec) par rapport aux leur méthodes.

Pour vous présenter l'aspect visuel on va prendre deux couples d'images médicales (TDM/IRM) (PET/IRM) dans notre base de données (la figure III.19, III.20).

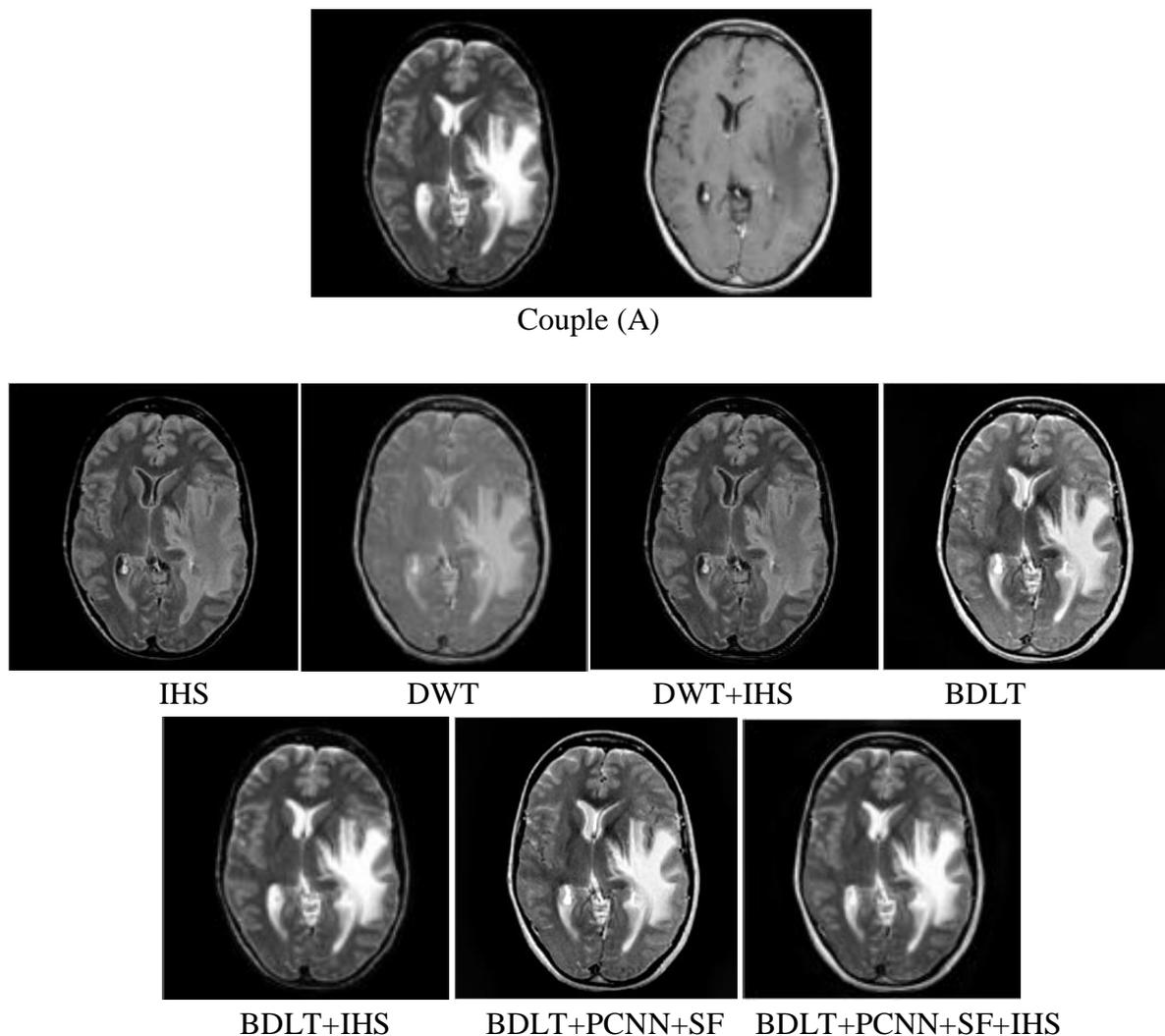


Figure III.19: Fusion (TDM/IRM), comparaison visuelle entre les différentes méthodes implémentées.

Dans la figure III.19 nous observons que L'apparition de la tumeur est clairement avec des limites bien définie par notre méthode de la fusion d'image parmi toutes les différentes méthodes implémentés, donc la meilleure méthodes de fusion d'image c'est l'hybridation entre BDLT, SF et PCNN .

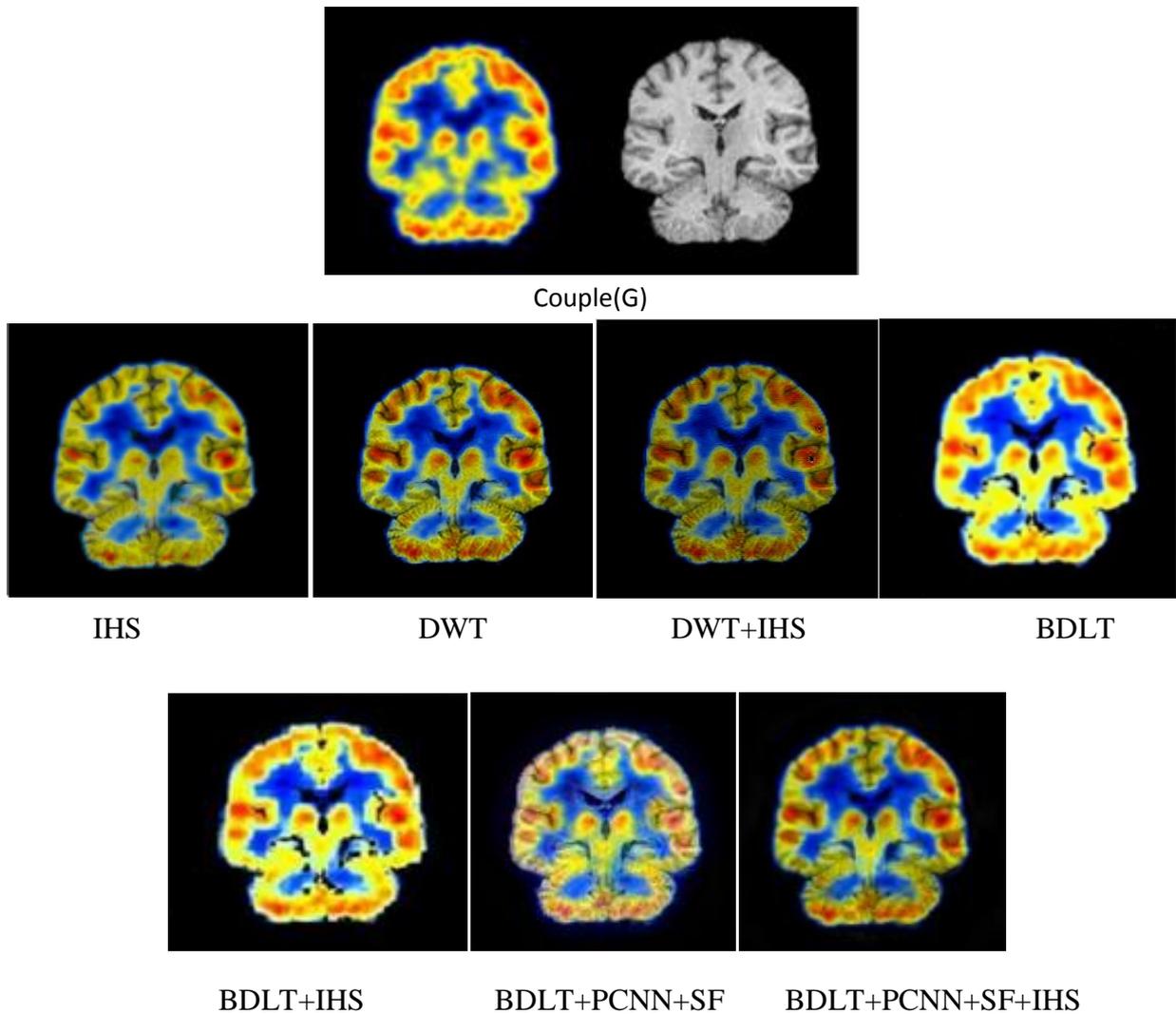


Figure III.20: Fusion (PET/IRM), comparaison visuelle entre les différentes méthodes implémentées.

Dans la figure III.20 nous observons que dans le cas de l'hybridation entre BDLT, SF et PCNN les contours sont clairement nets et lisses, donc notre méthode est la meilleure de la fusion d'image parmi toutes les différentes méthodes implémentées.

III.7 Conclusion

Dans cette étude, nous avons présenté des méthodes de la fusion des images médicales et plus particulièrement aux couples des images TDM/IRM et IRM/TEP par l'implémentation de la transformée en

ondelette, la transformée en BDLT et l'implémentation de notre algorithme hybride de fusion des images médicale par le couplage de la transformée en BDLT avec la FS et le PCNN.

D'après les paramètres d'évaluation que nous avons utilisés (tableau 3.2, 3.4), nous remarquons que la méthode BDLT+SF+PCNN présente des meilleur résultats comparés aux autres méthodes (DWT, BDLT, DWT+IHS, BDLT+IHS, NSCT, NSCT+IHS, NSCT+SF+PCNN, (NSCT+SF+PCNN) +IHS, (BDLT+SF+PCNN) +IHS).

Conclusion générale :

La fusion multimodale d'images est un sujet de grand intérêt dans le domaine de la vision par ordinateur et a des applications dans divers domaines tels que la surveillance et l'imagerie médicale.

En imagerie médicale, la fusion multimodale d'images est une étape importante, car les différentes images utilisées offrent de l'information complémentaire et utile pour la planification du traitement d'un patient.

Dans ce travail nous nous sommes intéressés à la méthode hybride pour la fusion d'images médicales et plus particulièrement aux couples des images TDM/IRM et IRM/TEP. Pour cela nous avons utilisé des méthodes basées sur la transformée en bandelettes (BDLT), la fréquence spatiale (SF) et le réseau de neurone à impulsion couplée (PCNN).

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

D'après les paramètres d'évaluation que nous avons utilisés (tableau 3.3), nous remarquons que l'utilisation de la méthode hybride (BDLT-SF-PCNN) présente des meilleurs résultats par rapport aux autres méthodes et surtout même par rapport à la méthode hybride (NSCT+SF+PCNN), avec une qualité d'image très bonne, plus particulièrement dans les contours qui sont lisses et assimilés.

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).

Référence :

- [1] Sonka, M., & Fitzpatrick, J. M. (2000). Handbook of medical imaging(Volume 2, Medical image processing and analysis). SPIE- The international society for optical engineering.
- [2] Bushberg, J. T., & Boone, J. M. (2011). *The essential physics of medical imaging*. Lippincott Williams & Wilkins.
- [3] de La Kethulle de Ryhove, D., De Beuckeleer, L. H., & De Schepper, A. M. (2000). L'imagerie par résonance magnétique des tumeurs des tissus mous de la main et du poignet. *Journal de radiologie*, 81(5), 493-507.
- [4] Edelman, R. R., & Warach, S. (1993). Magnetic resonance imaging. *New England Journal of Medicine*, 328(10), 708-716.
- [5] Diagana, M., Traore, H., Bassima, A., Druet-Cabanac, M., Preux, P. M., & Dumas, M. (2002). Apport de la tomodensitométrie dans le diagnostic des accidents vasculaires cérébraux à Nouakchott, Mauritanie. *Med Trop*, 62(2), 145-9.
- [6] CHAMBONI, J., ALLE, P. Q., Lemaitre, L., WIJRTZI, A., SOBECKII, L., & Saudemont, A. (1990). La tomodensitométrie de l'abdomen dans huit cas de traumatisme panuéal. *Ann Chir*, 44(7), 575-580.
- [7] Dondelinger, R. (1984). La tomodensitométrie d'intervention. *Radiologie*, 4(1), 3-16.
- [8] Fay, A. F., Faure, F., & Lelay, J. (2002). La tomographie par émission de positons. *ITBM-RBM News*, 23(6), 10-18.
- [9] Bonardel, G., Carmoi, T., Gontier, E., Lecoules, S., Cambon, A., Foehrenbach, H., & Algayres, J. P. (2011). Apport de la tomographie par émission de positons dans la prise en charge de la sarcoïdose. *La Revue de médecine interne*, 32(2), 101-108.
- [10] Bloch, I., & Maître, H. (1994). Fusion de données en traitement d'images: modèles d'information et décisions. *TS. Traitement du signal*, 11(6), 435-446.
- [11] Martin, A. (2005). Fusion d'informations haut niveau: Application à la classification d'images sonar. *Atelier Fouille de données complexes-Extraction et gestion de connaissance (EGC), Paris, France*.
- [12] Mj gooding et al. enquete sur la fusion de plusieurs 4-d images d'echocardiographie fœtale pour ameliorer la qualite d'image, echographie dans medincine et biologie, 2010; 36 (6) :957-66.
- [13] Jb maintz, ma viergever, «une enquete de l'enregistrement d'images medicales», medical analyse de l'image, 1998; 2 (1) :1-36.
- [14] Isabelle Bloch. –Fusion d'informations en traitement du signal et des images, Lavoisier, 2003

- [15] Saleh Alyafei, Tomio Inoue, Hong Zhang, Khalil Ahmed, Noboru Oriuchi, Noriko Sato, Hideki Suzuki, Keigo Endo. – Image fusion system using PACS for MRI, CT, and PET. *Clinical Positron Imaging*. Vol. 2, n3, 1999, pp. 137-143.
- [16] Mangolini, M. (1994). *Apport de la fusion d'images satellitaires multicapteurs au niveau pixel en télédétection et photo-interprétation* (Doctoral dissertation, Université de Nice Sophia-Antipolis).
- [17] Jannin.P,Grova.C,Gibaud.B, 2001, Fusion des données en imagerie médicale : revue méthodologique basée sur le contexte clinique, *ITBM-RBM* ; 22 :p196-215.
- [18] Friston KJ, Holmes AP, Worsley KJ, Poline JB, Frith CD, Frackowiak RSJ. Statistical parametric maps in functional imaging : A general linear approach. *Human Brain Mapping* 1995 ; 2 : 189-210.
- [19] Duncan R. *SPECT Imaging in Focal Epilepsy*, chapter 2. Dordrecht, Boston, London : Kluwer Academic Publishers ; 1997. p.43-68.
- [20] Worsley KJ, Friston KJ. Analysis of fMRI time-series revisited -again. *Neuroimage* 1995 ; 2 : 173-81.
- [21] Lacey AJ, Thacker NA, Burton E, Jackson A. Locating motion artifacts in parametric fMRI analysis. In : Taylor C, Colchester A, Eds. *Proceedings of Medical Image Computing and Computer-Assisted Interventions*, 1999 ; Cambridge, UK. *Lecture Notes in Computer Science*. Londres : Springer ; 1999. p. 524- 32.
- [22] Lloret D, Lopez A, Serrat J, Villanueva JJ. Creaseness-based computer tomography and magnetic resonance registration : comparison with the mutual information method. *Journal of electronic Imaging* 1999 ; 3 : 255-62.
- [23] Maurer CR Jr, Hill DLG, Martin AJ, Liu H, McCue M, Rueckert D, et al. Investigation of intra-operative brain deformation using a 1.5T interventional MR system : Preliminary results. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 1998 ; 17 : 8 17-25.
- [24] Comeau RM, Fenster A, Peters TM. Intra-operative ultrasound imaging in image-guided neurosurgery. *Radiographics* 1998 ; 18 : 2029-37.
- [25] Evans AC, Collins DL, Mills SR, Brown ED, Kelly RL. 3d statistical neuroanatomical models from 305 MRI volumes. *Proceedings of IEEE Conference Record, Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference*, 1993. Washington DC : IEE Computer Society : 1993. p.1813-7.
- [26] Mazziotta JC, Toga AW, Evans AC, Fox P, Lancaster JL. A probabilistic atlas of human brain : Theory and rationales for its development. *Neuroimage* 1995 ; 2 : 89- 10 1.
- [27] Collins DL, Holmes CJ, Peters TM, Evans AC. Automatic 3d model-based neuroanatomical segmentation. *Human Brain Mapping* 1995 ; 3 : 190-208.
- [28] Simon DA, Herbert M, Kanade T. Techniques for fast and accurate intrasurgical registration. *Journal of Image Guided Surgery* 1995 ; 1 : 17-29.

- [29] Weese J, Penney GP, Desmedt P, Buzug TM, Hill DLG, Hawkes DJH. Voxel-based 2-d/3-d registration of fluoroscopy images and CT scans for image-guided surgery. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine* 1997 ; 4 : 284-93.
- [30] Betting F, Feldmar J. 3d-2d projective registration of anatomical surfaces with their projections. In : Bizais Y, Barillot C, Di Paola R, Eds. *Proceedings of Information Processing in Medical Imaging*, 1995. Dordrecht : Kluwer Academic Publishers ; 1995. p.275-86.
- [31] Roche, A. (2001). *Recalage d'images médicales par inférence statistique* (Doctoral dissertation, Université Nice Sophia Antipolis).
- [32] Hellier, P. (2000). *Recalage non rigide en imagerie cérébrale: méthodes et validation. These de doctorat, Université de Rennes I.*
- [33] Borgefors, G. (1988). Hierarchical chamfer matching: A parametric edge matching algorithm. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 10(6), 849-865.
- [34] Wang, Z., Ziou, D., Armenakis, C., Li, D., & Li, Q. (2005). A comparative analysis of image fusion methods. *IEEE transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(6), 1391-1402.
- [35] 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.
- [36] Scanvic J.Y. ,1983, « Utilisation de la télédétection dans les sciences de la terre », BGRM Manuels et méthodes no 7.
- [37] Tania Stathaki, "Image Fusion: Algorithms and Applications", Elsevier, First edition 2008.
- [38] Metwalli, M. R., Nasr, A. H., Allah, O. S. F., & El-Rabaie, S. (2009, December). Image fusion based on principal component analysis and high-pass filter. In *Computer Engineering & Systems*, 2009. ICCES 2009. International Conference on (pp. 63-70). IEEE.
- [39] Bruno Aiazzi, Luciano Alparone, Stefano Baronti, Andrea Garzelli, Filippo Nencini, Massimo Selva, "Spectral Information Extraction By Means Of Ms+Pan Fusion", *Proceedings of ESA-EUSC 2004 – Theory and Applications of Knowledge-Driven Image Information Mining with Focus on Earth Observation (ESA SP-553)*. 17-18 March 2004, Madrid, Spain.
- [40] Zhijun Wang, Djemel Ziou, Costas Armenakis, Deren Li, and Qingquan Li, "A Comparative Analysis of Image Fusion Methods", *IEEE Transactions On Geoscience And Remote Sensing*, vol. 43, no. 6, June 2005.
- [41] Timo Bretschneider, Odej Kao, "Image Fusion in Remote Sensing", *Proceedings of the online symposium for Electronic Engineers*, 2000.

- [42] Qiguang, M., & Baoshu, W. (2006, June). A novel image fusion method using contourlet transform. In *Communications, Circuits and Systems Proceedings, 2006 International Conference on* (Vol. 1, pp. 548-552). IEEE.
- [43] Le Pennec, E., & Mallat, S. (2005). Sparse geometric image representations with bandelets. *IEEE transactions on image processing*, 14(4), 423-438.
- [44] Le Pennec, E., & Mallat, S. (2001). Représentation d'image par bandelettes et application à la compression. In *18° Colloque sur le traitement du signal et des images, FRA, 2001*. GRETSI, Groupe d'Etudes du Traitement du Signal et des Images.
- [45] Mallat, S., & Peyré, G. (2006). Traitements géométriques des images par bandelettes. *Cours de la Société Mathématique de France*.
- [46] Valet, L., Mauris, G., & Bolon, P. (2000, July). A statistical overview of recent literature in information fusion. In *Information Fusion, 2000. FUSION 2000. Proceedings of the Third International Conference on* (Vol. 1, pp. MOC3-22). IEEE.
- [47] A. Bastiere. Methods for multisensor classification of airborne targets integrating evidence theory. *Aerospace Science and Technology*, 2(6):401-411,1998.
- [48] G.A. Lampropoulos, V. Anastassopoulos, and J.F.Boulter. Constant false alarm rate detection of point targets using distributed sensors. *Optical Engineering*,37(2):401-416, 1998
- [49] D. M. Buede and P. Girardi. A target identification comparison of bayesian and dempster- shafer multisensor fusion. *IEEE Bunsactions on Systems, Man, and Cybernetic - part A: systems and humans*, 27(5):569-577, 1997
- [50] C. Rago, P. Willett, and M. Alford. Predetection fusion : resolution cell grid effects. *IEEE Bunsactions on aerospace and electronic systems*, 35(3):778-789,1999.
- [51] J.A. Fayman, P. Pirjanian, H. Christensen, and E. Rivlin. Exploiting process integration and composition in the context of active vision. *IEEE Tmnsactions on Systems, Man, and Cybernetic -part C: Applications and reviews*, 29(1):73-86, 1999.
- [52] D. D. Sworder, J. E. Boyd, and G. A. Clapp. Image fusion for tracking manoeuvring targets. *International Journal of Systems science*, 28(1):1-14, 1997.
- [53] A. Ayoun and M. Grabisch. Tracks real-time classification based on fuzzy rules. *International Journal of intelligent systems*, 12(11):865-876, 1997.
- [54] A. Bastiere. Fusion methods for multisensor classification of airborne targets. *Aerospace Science and Technology*, (1):83-94, 1997
- [55] E. Gelenbe, T. Kocat, and L. Collins. Sensor fusion for mine detection with the rnn. *Lecture notes in computer science*, (1327):937-942, 1997

- [56] D. Borghys, P. Verlinde, C. Perneel, and M. Acheroy. Multilevel data fusion for the detection of targets using multispectral image sequences. *Optical Engineering*, 37(2):477-484, 1998
- [57] E. Jouseau and B. Dorizzi. Neural network and fuzzy data fusion. application to an on-line and real-time vehicle detection system. *Pattern Recognition Letters*, 20:97-107, 1999
- [58] R.T. Antony. Database support to data fusion automation. *Proceeding of the IEEE*, 85(1):39-53, 1997
- [59] R. Chellappa, Q. Zheng, P. Burlina, C. Shekhar, and K. B. Eom. On the positioning of multisensor imagery for exploitation and target recognition. *Proceeding of the IEEE*, 85(1):120-138, 1997.
- [60] N. Nandhakumar and J. K. Aggarwal. Physics-based integration of multiple sensing modalities for scene interpretation. *Proceeding of the IEEE*, 85(1):147-163, 1997.
- [61] S. Ben-yacoub, Y. Abdeljaoued, and E. Mayoraz. Fusion of face and speech data for person identity verification. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 10(5):1065-1074, 1999.
- [62] A.R. Mirhosseini, Y. Hong, M. L. Kin, and P. Tuan. Human face image recognition : an evidence aggregation approach. *Computer Vision and image understanding*, 71(2):213-230, 1998
- [63] L. Wald. Some terms of reference in data fusion. *IEEE Transactions on Geoscience and remote sensing (special issue on data fusion)*, 37(3):1190-1193, 1999.
- [64] C. Pohl and J. L. Van Genderen. Multisensor image fusion in remote sensing: concepts, methods and applications. *International journal of remote sensing*, 19(5):823-854, 1998
- [65] S. Le Hegarat-masle, I. Bloch, and D. Vidal-madjar. Introduction of neighborhood information in evidence theory and application to data fusion of radar and optical images with partial cloud cover. *Pattern Recognition*, 31(11):1811-1823, 1998.
- [66] B. Solaiman, L. E. Pierce, and F. T. Ulaby. Multisensor data fusion using fuzzy concepts : Application to land-cover classification using ers-l/jers-1 sar composites. *IEEE Transactions on Geoscience and remote sensing (special issue on data fusion)*, 37(3):1316-1325, 1999.
- [67] M. L. Williams, R. C. Wilson, and E. R. Hancock. Multi sensor fusion with bayesian inference. *Lecture notes in computer science*, (1296):25-32, 1997.
- [68] I. Couloigner, T. Ranchin, V. P. Valtonen, and L. Wald. Benefit of the future spot-5 and of data fusion to urban roads mapping. *International journal of remote sensing*, 19(8):1519-1532, 1998.
- [69] D. Haverkamp and C. Tsatsoulis. Information fusion for estimation of summer m.i.z. ice concentration from sar imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and remote sensing (special issue on data fusion)*, 37(3):1278-1291, 1999.
- [70] L. Wald, T. Ranchin, and M. Mangolini. Fusion of satellite image of different spatial resolutions: assessing the quality of resulting images. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 63(6):691-699, 1997

- [71] D. Granrath and J. Lersch. Fusion of images on affine sampling grids. *Journal of the optical society of america*, 15(4):791-801, 1998.
- [72] P. Bison, G. Chemello, C. Sossai, and G. Trainito. A syntactical approach to data fusion. *Lecture notes in computer science*, (1244):58-70, 1997
- [73] F. Matia and A. Jimenez. Multisensor fusion: An autonomous mobile robot. *Journal of Intelligent and robotic systems*, 22(2):129-142, 1998
- [74] R. Joshi and A. c. Sanderson. Minimal representation multisensor fusion using differential evolution. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetic – part A: systems and humans*, 29(1):63-76, 1999.
- [75] K. C. Ng and M. M. Trivedi, A neuro-fuzzy controller for mobile robot navigation and multirobot convoying. *IEEE Zhnsactions on Systems, Man, and Cybernetic -part B: cybernetics*, 28(6):829-840, 1998.
- [76] P. Gamba, R. Lodola, and A. Mecocci. Scene interpretation by fusion of segment and region information. *Image and Vision Computing*, 15(7):499-509, 1997
- [77] M. Kam, X. Zhu, and P. Kalata. Sensor fusion for mobile robot navigation. *Proceeding of the IEEE*, 85(1),1997.
- [78] Hu-Guohui and Yang-Chunjun. Study of multisensor information fusion filter in integrated navigation. *Transactions of Nanjiny University of Aeronautics and Astronautics.*, 14(2):122-125, 1997
- [79] E.M. Nebot w d H. F. Durrant-whyte. A high integrity navigation architecture for outdoor autonomous vehicles. *Robotics and Autonomous systems*, 26(2):81-97,1999
- [80] D. Khadraoui, C. Debain, R. Rouveure, P. Martinet, P. Bonton, and J. Gallice. Vision-based control in driving assistance of agricultural vehicules. *International joumaf of robotics research*, 17(10):1040-1054, 1998.
- [81] A. Nejatali and I. R. Ciric. Novel image fusion methodology using fuzzy set theory. *Optical Engineering*, 37(2):485-491, 1998.
- [82] D. Nauck and R. Kruse. Obtaining interpretable fuzzy classification rules from medical data. *Artificial intelligent in medicine*, 16(2):149-169, 1999
- [83] B. Solaiman, R. Debon, F. Pipelier, J.-M. Cauvin, and C. Roux. Information fusion, application to data and model fusion for ultrasound image segmentation. *IEEE Zhnsactions on biomedical engineering*, 46(10):1171-1175, 1999
- [84] J. Kittler, A. Hojjatoleslami, and T. Windeatt. Strategies for combining classifiers employing shared and distinct pattern representations. *Pattern Recognition Letters*, 18(11):1373-1377, 1997
- [85] A. Baraldi, P. Blonda, F. Parmiggiani, G. Pasquariello, and G. Satalino. Model transitions in descending flvq. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 9(6):724-738, 1998

- [86] D. Warry, J. Keller, C.A. Carson, K. Mc Aduo, and C. Bailey. Use of fuzzy logic-inspired features to improve bacterial recognition through classifier fusion. *IEEE Tmnsaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 28(4):583-591, 1998.
- [87] S.-C. Pei and L.-G. Liou. Vehicle-type motion estimation by the fusion of image point and line features. *Pattern Recognition*, 31(3):333-344, 1998
- [88] N. Perrot, C. Bonazzi, and G. Trystram. Application of fuzzy rules-based models to prediction of quality degradation of rice and maize during hot air drying. *Drying technology*, 16(8):1533-1565, 1998
- [89] K.-N. Lou and C.-J. Lin. An intelligent sensor fusion system for tool monitoring on a machining centre. *Internntional jorrnnl of Advanced manufacttrring technology*, (13):556-565, 1997.
- [90] Y. M. Niu, Y.S. Wong, and G.S. Hong. An intelligent sensor system approach for reliable tool flank wear recognition. *International journal of Advanced manirfcturing technology*, 14(2):77-84, 1998
- [91] F. Herrera and E. Herrera-Viedma. Aggregation operators for linguistic weighted information. *IEEE Tmnsactions on Systems, Man, and Cybernetic - part A:systems and humans*, 27(5):646-656, 1997.
- [92] B. Ouili, « Fusion des images médicales », Mémoire de master de l'université Abou Bakr Belkaid de Tlemcen, 2012-2013.
- [93] « Fusion des images médicales », Mémoire de master , Spécialité : Signaux et Images en Médecine, Université Abou Bakr Belkaid de Tlemcen, 2015-2016.
- [94] AMEL, BOUCHEMHA. Etude et Application des transformées géométriques à la Compression des images hautes résolutions et à la Biométrie (Authentification/Vérification de l'empreinte palmaire). 2016. Thèse de doctorat. Spécialité : Signaux et Images, Université de Annaba.
- [95] MOKHTARI, Mustapha. FUSION DES IMAGES MEDICALES PAR BANDELETTE. 2014. Mémoire de master, Spécialité : Signaux et Images en Médecine, Université Abou Bakr Belkaid de Tlemcen.
- [96] LE PENNEC, Erwan. Bandelettes et représentation géométrique des images. 2002. Thèse de doctorat. École polytechnique.
- [97] DREYFUS, Gérard, et al. Les réseaux de neurones. *Mécanique industrielle et matériaux*, 1998, vol. 51.
- [98] CHIKH, Mohammed Tahar. Amélioration des images par un modèle de réseau de neurones (Comparaison avec les filtres de base) Mémoire de master Spécialité : Système d'Information et de Connaissances (SIC) , Université Abou Bakr Belkaid de Tlemcen, . 2011.

- [99] THUILLIER, Denis. PRINCIPES ET APPLICATIONS DES RÉSEAUX DE NEURONES: DEUX ILLUSTRATIONS SUR L 'HABITAT AU MAROC. Croissance régionale et urbaine, 1997, p. 176.
- [100] Hadjila F. & Bouabdellah R., « Reconnaissance des visages par les réseaux de neurones », Mémoire de PFE, Université de Tlemcen, 2003.
- [101] RAFIDISON, M. A., RANDRIAMITANTSOA, A. A., et RANDRIAMITANTSOA, P. A. Segmentation d'images à base de Modèle Cortex dans un réseau de neurone, Université d'Antananarivo ,2013.
- [102] CARRÉ, Philippe. Construction et analyse de transformées discrètes en ondelettes: spécificité de l'image et de la couleur. 2011. Thèse de doctorat. Université de Poitiers.
- [103] Daubechies. I, 1992, Orthonormal bases of compactly supported wavelets. Communications on Pure and Applied Mathematics, vol. XLI, p. 909-996.

Résumé:

La fusion d'images est un processus de combiner les informations à partir de deux images ou plus. Ses applications médicales sont diverses: suivre l'évolution d'un patient, localisation de sites malins, aide à la visualisation chirurgicale, offre même de nouvelles possibilités de traitements.

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. Dans le cadre de ce travail, nous allons proposer une méthode de fusion multimodale basée sur l'hybridation de la transformée en bandelettes (BDLT) avec le PCNN et nous avons comparé la méthode proposée avec les méthodes de fusion d'images par NSCT, la transformée en ondelette discrète (DWT)...etc. La comparaison des résultats son été faite qualitativement par la mesure des paramètres de fusion (Entropie IE, coefficient de corrélation CC, Déviation Standard STD, fréquence spatiale SF, Information mutuelle IM). Notre méthode proposée est jugée meilleure que les autres méthodes de fusion d'image multimodale (IRM/PET), (TDM /IRM).

Mots clés : fusion multimodale, ondelette, bandelette, PCNN, IRM, TEP, TDM.

ملخص:

دمج الصور هو عملية دمج المعلومات من صورتين أو أكثر. تطبيقاتها الطبية متنوعة: متابعة تطور المريض، تحديد المواقع الخبيثة، تساعد في التصوير الجراحي، تقدم حتى إمكانيات العلاج الجديدة.

في هذا السياق، يظهر دمج الصور كأداة تشخيصية جديدة، تسهل مهمة الطبيب من خلال توفير أداة الحوسبة للدمج أبسط من الدمج العقلي. في إطار هذا العمل، إقترحنا طريقة للدمج المتعدد حيث يركز على التهجين ما بين تحويل الشرائط والشبكة العصبية ذات الذبذبة المزدوجة وقارنا الطريقة المقترحة مع طرق دمج الصور بالتحديد اللا تحت معين، التحويل إلى موجات منفصلة... الخ. مقارنة النتائج تمت نوعيا عن طريق قياس إعدادات الدمج (قياس الطاقة، معامل الارتباط، الانحراف المعياري، التردد المكاني، المعلومات المتبادلة). تعتبر طريقنا المقترحة الأفضل من غيرها من طرق الدمج للصور المتعددة (التصوير بالحقل المغناطيسي/تصوير شعاعي طبقي عن طريق بعث بوزيتون)، (التصوير بالحقل المغناطيسي / سكانير).

الكلمات المفتاحية: الدمج المتعدد، موجات، تحويلات الشرائط، الشبكة العصبية ذات الذبذبة المزدوجة، التصوير بالحقل المغناطيسي، سكانير.

Abstract:

Image fusion is a process of combining information from two or more images. There medical applications are diverse: to follow the evolution of a patient, to locate malignant sites, to help with surgical visualization, offers even new treatment possibilities.

In this context, image fusion appears as a new diagnostic tool; facilitating the physician's task by providing a simpler computing tool than mental fusion. In this work, we propose a multimodal fusion method based on the hybridization of the bandelet transform (BDLT) with the PCNN and we compared the proposed method with the image fusion methods by NSCT, the discrete wavelet transformed (DWT) ... etc. The comparison of the results was made qualitatively by the measurement of the fusion parameters (IE entropy, CC correlation coefficient, Standard deviation STD, spatial frequency SF, Mutual information IM). Our proposed method is considered better than other methods of multimodal image fusion (MRI / PET), (TDM / MRI).

Keywords: multimodal fusion, wavelet, bandelet, PCNN, IRM, TEP, TDM.