

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE MOULOU D MAMMERI DE TIZI-OUZOU



FACULTE DE GENIE ELECTRIQUE ET INFORMATIQUE
DEPARTEMENT ELECTRONIQUE

Mémoire de Fin d'Etude de MASTER ACADEMIQUE

Spécialité : Biomédicale

Filière : Electronique

Présente par :
Meriama BEDRANE
Yasmine FOUNAS

Mémoire dirigé par Mr OUALOUCHE Fathi

Thème :

FUSION DES IMAGES MEDICALES PAR ONDELETTES

Mémoire soutenu publiquement le 15/07/2015 devant le jury composé de :

Mr Moural LAZRI

Maitre de conférences classe A, UMMTO, Président.

Mr Fethi OUALLOUCHE

Maitre de conférences classe B, UMMTO, Encadreur.

Mr Mounir SAHAD

Maitre de conférences classe B, UMMTO, Examineur.

Mr Djamel ALLOUACHE

Maitre assistant classe B, UMMTO, Examineur.

Nous remercions DIEU le tout puissant de nous avoir donné courage, patience et confiance pour accomplir notre travail.

Grand nombre de personnes nous ont aidés pour mener à bien ce travail auxquelles nous tenons donc à exprimer toute notre grande gratitude.

Nous tenons à remercier en premier Monsieur OUALLOUCHE, celui qui a encadré ce travail de recherche ; merci pour votre suivi, votre temps, vos orientations et vos encouragements.

Nous voulons aussi adresser nos remerciements aux personnes qui ont participé de près ou de loin à l'élaboration de ce mémoire, en particulier, Monsieur M.ASNOUN, Monsieur S.AMMEUR, Monsieur M.LAHDIR, Monsieur M.MOKHTARI de l'université de Tlemcen, ainsi que le docteur HAMDANI.

Nos remerciements aussi a vous mesdames et messieurs les membres du jury.

Je dédie cet humble travail à :

Mes parents que j'aime énormément.

Mon fiancé Massi.

Mes frères et sœurs et leurs femmes et maris

Mes chers neveux : Khaled, Ilias, Sada.

Ma belle famille.

Mes amies : Doudou, Yasmine, Wassila.

Meriama

Je dédie ce mémoire

A mes chers parents

A mes grands parents, mes tantes, mes oncles, ainsi a mon frère Mahdi, et ma sœur Ilhane

Et en particulier a ma binôme et amie Meriama

A mon amie Nadia

A mon fiancé Yacoub

A mes amies et camarades

A toute personne qui m'ont encouragé ou aidé au long de mes études.

Yasmine

Sommaire	IV
Liste des Abréviations	VII
Liste des Figures et Tableaux	VIII
Introduction Générale	1
Introduction	2
Chapitre I : Notions de base sur la fusion d'images médicales	4
1. Préambule	5
2. Besoin et historique	5
3. Définition de la fusion	6
4. Domaine d'application	6
4.1. Domaine d'Imagerie aérienne et satellitaire	7
4.2. Domaine d'Imagerie industrielle	7
4.3. Domaine d'Imagerie médicale	8
5. Imagerie médicale	9
5.1. Imagerie par Résonance magnétique (IRM)	9
5.2. La tomodensitométrie (tdm)	11
5.3. La tomographie par émission de positon (Tep) :	13
7. Nécessité de la fusion d'image	15
6. Les applications médicales de la fusion de données	16
8. Les approches de la fusion	20
9. Processus de fusion d'image	22
9.1. Les étapes avant la fusion	22

9.2. Les différentes méthodes de fusion d'images	24
9.2.1. LES METHODES DE TYPE PROJECTIONSUBSTITUTION	24
9.2.1.1. Méthode IHS (ITS)	24
9.2.1.2. Méthode analyse en composante principale (ACP)	25
9.2.1.3. Méthode HPF (filtre passe haut)	26
9.2.2. LES METHODES MULTI-RESOLUTIONS ET DIRECTIONNELLES	27
9.2.2.1. La transformée en ondelettes	27
9.2.2.2. La transformée en bandelettes	27
9.2.2.3. La transformée en contourlette	28
10. Discussion	29
Chapitre II : Fusion d'images par ondelettes	30
1. Préambule	31
2. La Transformée de Fourier (TF)	31
2.1. Définition	32
2.2. Transformée de Fourier Fenêtré (STFT)	33
3. Les ondelettes	34
3.1. Définition	34
3.2. La transformée en ondelettes	35
3.3. La transformée en ondelettes discrète (DWT)	36
3.4. types d'ondelettes	36

4. Analyse multirésolution	38
4.1 Algorithme de l'analyse multirésolution.....	39
5. Propriétés Fondamentales d'une Ondelette	43
5.1. Algorithme de la fusion par ondelette	44
6. Les méthodes coopératives.....	45
7. Les approches de la fusion par ondelettes	46
7.1 Critères d'évaluation	48
7.1.1. Critère d'évaluation visuelle	49
7.1.2. Critère d'évaluation quantitative	49
8. Discussion	52
Chapitre III: Application et résultats obtenus.....	53
1. Préambule.....	54
2. Les étapes du travail	54
3. Données utiliser	54
4. les ondelettes utilisées.....	55
5. Résultat obtenue	56
5. Discussion	63
Conclusion Générale.....	64
Bibliographie	65
Wébographie.....	68

Liste des abréviations

ACP	Analyse en Composantes Principales
CC	Coefficient de Correlation
CT	Computed Tomography
DWT	Discrete Wavelet Transform
HPF	High Pass Filter
HSV	Hue Saturation Value
IE	Information Entropy
HIS	Intensity Hue Saturation
IRM	Imageries par Résonance Magnétique
ITS	Intensité Teinte Saturation
MI	Mutuel Information
PET	Positron emission tomography
RMN	Résonance Magnétique Nucléaire
RVB	Rouge Vert Bleu
SF	Spatial Frequency
STD	Standard Deviation
SWT	Stationary Wavelet transforms
TEP	Tomographie par Emission de Positron

Liste des figures

Figure 1 : Exemples des coupes IRM, (a) transversal, (b) sagittal11

Figure 2 : Anneau de multi détecteurs fixes.....12

Figure 3 : Exemple des coupes scanner, (a) coupe axial (b) coupe sagittal.....13

Figure 4 : Détection des photons 14

Figure 5 : Exemples des coupes TEP15

Figure 6 : Comparaison entre deux examens TEP(a) intraictal,(b) ictal,(c) soustraction..17

Figure 7 : Exemples de fusions multimodales IRM/TEP.....18

Figure 8 : Les modèles utilisés (a) image atlas IRM, (b) Template SPECT.....19

Figure 9 : Fusion des données images avec un sujet réel.....20

Figure 10 Les différents niveaux de fusion.....21

Figure 11 : Recalage des images cérébrale, (a) recalage rigide, (b) recalage déformable..24

Figure 12 : La fusion par transformer en ACP.....26

Figure 13 : La Transformée de Fourier32

Figure 14 : La Transformée de Fourier a fenêtrée33

Figure 15 : La Différence entre une onde sinusoïdale et une ondelette34

Figure 16 : La Transformée en ondelettes35

Figure 17 : Schéma de décomposition 1D d'un signal S par DWT.....40

Figure 18 : Schéma de reconstruction 1D d'un signal c_k^{j-1} par DWT41

Figure 19 : Schéma de décomposition 2D par la DWT42

Figure 20 : Schéma de reconstruction 2D par la DWT43

Figure 21 : Processus de fusion par DWT45

Figure 22 :	Schéma de processus de fusion par les méthodes coopératives.....	46
Figure 23 :	Fusion par ondelette d'images de différentes tailles.....	47
Figure 24 :	Schéma de décomposition 2D par la SWT	47
Figure 25 :	Les 5 couples d'image	55
Figure 26 :	Fusion avec différent niveaux de décomposition	56
Figure 27 :	Exemple de fusion de deux images (TDM/TEP) par ondelette (Rbio2.2)	57

Liste des Tableaux

Tableau 1 :	Les différentes familles d'ondelettes	37
Tableau 2 :	La famille daubechies (couple 2)	58
Tableau 3 :	La famille Biorthogonal (couple 2)	58
Tableau 4 :	La famille Reverse Biorthogonal (couple 2).....	59
Tableau 5 :	La famille Coiflets (couple 2).....	59
Tableau 6 :	Les résultats des 6 ondelettes testées sur 5 couples d'images	60
Tableau 7 :	La moyenne des différents couples d'images (choix d'ondelettes)	61
Tableau 8 :	Les résultats des trois méthodes testées sur 5 couples d'images	62
Tableau 9 :	La moyenne des différents couples d'images (choix de méthodes).....	63

Introduction

Introduction

La fusion des données est la discipline qui cherche à combiner des informations obtenues de différents systèmes, elle est appliquée dans plusieurs domaines tels que le traitement du signal, l'automatisme et la prise de décision. 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, ...).

Dans le domaine médical, le médecin dispose d'un nombre croissant d'images issues de modalités d'imagerie différentes. Ces images peuvent être structurelles basées sur les rayons X (radiologie conventionnelle, scanner X), sur la résonance magnétique nucléaire (IRM), et échographiques (qui utilisent les ultra-sons), et enfin optiques (qui utilisent les rayons lumineux). Les images médicales peuvent être fonctionnelles regroupant les techniques de médecine nucléaire (TEP, TEMP) basées sur l'émission de positons ou de rayons gamma par des traceurs radioactifs. Ce nombre croissant d'images permet au médecin de synthétiser toutes les informations afin d'établir le diagnostic le plus fiable, le plus précis et le plus exact possible. En général, le médecin les compare et les intègre mentalement pour se forger une représentation de l'organe étudié afin de prendre sa décision. Pourtant, les conditions de comparaison de ces images sont souvent difficiles, car ces images n'ont pas forcément la même taille, ni la même résolution spatiale, ni le même contraste, et ne représentent pas forcément l'organe sous le même point de vue, d'où la nécessité de regrouper l'ensemble des informations pertinentes provenant des différentes modalités en une seule image.

Dans la littérature, nous trouvons plusieurs méthodes de fusion d'images. Dans ce mémoire, nous présentons la méthode de fusion d'images médicales par la méthode des ondelettes et IHS.

Ce présent mémoire est structuré en trois chapitres. En premier lieu, nous faisons état des différents domaines d'application de l'imagerie, le chapitre développe ensuite l'imagerie médicale et ses techniques en détaillant de plus près le concept de la fusion d'images

médicales. Dans le second chapitre, nous passons en revue les ondelettes dans un cadre général, ensuite nous traitons le concept de la fusion d'images par la méthode dite des ondelettes. Enfin, le dernier chapitre présente les résultats obtenus de l'application des ondelettes pour fusionner cinq couples d'images médicales.

Nous terminons notre mémoire par une conclusion et une bibliographie.

Chapitre I

Notions de base sur la fusion d'images médicales

1. préambule

L'imagerie médicale englobe un large éventail de techniques de fusion d'images et en général, c'est la fusion de l'information qui est utilisée afin de traiter des questions médicales reflétées à travers des images de corps humain, d'organes et de cellules.

La fusion d'images est désormais un terme énormément utilisé dans le diagnostic médical et le traitement, et cela lorsque plusieurs images du patient sont enregistrées et superposées afin de fournir des informations supplémentaires. La création de ces images se fait à partir de plusieurs images de la même modalité d'imagerie, ou bien provenant de multiples modalités ; comme l'imagerie par résonance magnétique (IRM), la tomographie par ordinateur (CT), la tomographie par émission de positons (TEP), et émission de photon unique calculée tomographie (SPECT).

Nous allons présenter dans ce chapitre, en premier temps les différents domaines de fusion d'images ainsi que les principales modalités d'imagerie médicales qui seront évoquées tout au long de ce mémoire, après nous parlerons de la fusion des images, et de ses applications dans le domaine médical.

2. Besoin et historique

L'idée de combiner des images entre elles est née de la multiplication des modalités d'imagerie dans de nombreux domaines d'application. Dans un premier temps, le but de cette combinaison est de mettre les images en correspondance, afin d'exprimer les coordonnées des différentes images à combiner dans un même référentiel. [1]

C'est ce que nous appelons l'étape de recalage ou bien de mise en correspondance. Il nous offre la possibilité de comparer les images différentes, même si ces dernières ne sont pas vues du même angle. Cette phase permet d'utiliser simultanément les informations provenant de plusieurs images.

3. Définition de la fusion

Plusieurs définitions ont été données à la fusion de données par des groupes de travail. Nous exposons quelques définitions apportées par ces groupes : [2]

- ✓ **Groupe de travail intitulé de « Directors of Laboratories (JDL) » du département de défense américain s'est créé en 1986, propose une définition comme telle :**

“La fusion est un processus multi-niveaux et à facettes multiples ayant pour objet la détection automatique, l'association, la corrélation, l'estimation et la combinaison d'informations de sources singulières et plurielles”

- ✓ **Groupe de travail européen FUSION (de 1996 à 1999) la définit comme suit :**

“La fusion de données consiste à regrouper des informations issues de plusieurs sources d'informations et à exploiter l'information regroupée”

- ✓ **Isabelle Bloch propose une définition plus précise de la fusion :**

“ La fusion de données consiste à combiner des informations issues de plusieurs sources afin d'améliorer la prise de décision.”

Et c'est la définition qui nous semble la plus adaptée pour notre travail, car elle est suffisamment générale pour englober la diversité des problèmes de fusion que l'on rencontre en particulier en traitement de l'information.

4. Domaine d'application

La fusion de données a fait irruption dans le domaine du traitement d'images. [3] Elle a connu un très fort développement à partir des années 70, pour répondre aux exigences de

sécurité des composants de l'industrie nucléaire en France, en Europe, au Japon et aux USA. Les progrès technologiques réalisés dans ce domaine a permis de l'introduire dans d'autres secteurs à savoir l'industrie et le médical.

Les premiers essais ont été réalisés à partir d'images satellitaires et aériennes, puis pour des images dites « naturelles », en lumière visible, dans le milieu biomédical et industriel.

4.1. Domaine d'Imagerie aérienne et satellitaire

C'est le premier domaine où les méthodes de fusion numérique d'images ont été mises en place. Les premières applications furent militaires [4] et son objectif principal était la reconnaissance d'objet, la poursuite des cibles ainsi que la surveillance du champ de bataille. Le but était de combiner de manière rapide et sûre toutes ces informations de manière à offrir au stratège une aide à la décision.

D'autres applications de la fusion d'images ont vu récemment le jour du fait du développement des techniques d'imagerie par satellite et par avion. Ces images sont souvent multispectrales, c'est-à-dire que le satellite est capable de fournir des images de la même zone géographique, mais acquises dans des conditions différentes avec des capteurs différents.

Citons par exemple les canaux XS1, XS2, et XS3 du satellite SPOT qui permettent d'accéder de manière assez simple à des images susceptibles d'être fusionnées. Les applications de la fusion en imagerie satellitaire et aérienne permettent d'automatiser un certain nombre de tâches en climatologie, en prédiction des récoltes.... [5]

La plupart des techniques de fusion de données ont été d'abord appliquées à l'imagerie satellite avant d'être portées vers d'autres domaines d'application.

4.2. Domaine d'Imagerie industrielle

Dans le domaine de l'imagerie industrielle, et plus particulièrement en contrôle non destructif et nous commençons de plus en plus à utiliser différents types de modes de contrôle pour

détecter de manière systématique les défauts. Par exemple dans le domaine de l'usinage, des systèmes utilisant l'agrégation de données permettent de détecter l'usure et la casse d'un outil afin de le changer à temps, avant d'abîmer la pièce et la machine, et cela consiste à détecter des défauts dans des pièces métalliques.

Les imageries utilisées sont le plus souvent la radiographie sur film, la radioscopie numérique, les ultrasons et le contrôle par courants de Foucault. Les méthodes de fusion sont mises en place pour des pièces très précises dont il faut améliorer la fiabilité et la rapidité de contrôle. [6]

4.3. Domaine d'Imagerie médicale

Dans le domaine médical, le médecin dispose d'un nombre croissant d'images issues de modalités d'imagerie différentes (imagerie par rayons X, par ultrasons, par résonance magnétique, par émission de positons, ou encore imagerie nucléaire). Il s'agit pour lui de synthétiser toutes ces informations afin d'établir un diagnostic le plus fiable, le plus précis et le plus exact possible. [1]

Généralement il les compare et les intègre mentalement pour se forger une représentation mentale de l'organe étudié afin de prendre sa décision.

Mais le problème qui survient lorsqu'il s'agit de traiter des données médicales est que la « vérité » concernant les informations n'existe pas ou n'est pas nécessairement accessible.

D'une manière plus générale, l'information exprimée n'est qu'une approximation, une théorisation ou une représentation de l'objet ou du phénomène qui est mesuré. De plus, ces informations sont généralement en grand nombre et l'agrégation de telles données devient de ce fait complexe. Cette complexité s'exprime également à travers la nature complémentaire et redondante des informations, nature qu'il convient de prendre en compte pour exprimer au mieux par exemple l'état d'une zone pathologique (complémentarité, conflit et ambiguïté) au milieu de régions saines. [7]

Les structures visualisées dans les images peuvent avoir des représentations bien différentes, et la nous tombons sur la difficulté de comparaison entre ces images, généralement elles n'ont pas la même taille, ni la même résolution spatiale, ni le même contraste, et ne représentent pas forcément l'organe sous le même point de vue. Par exemple, une radiographie par rayons X représente une projection de l'organe dans un plan, alors qu'une échographie met en évidence les interfaces entre les tissus au niveau d'une coupe.

En imagerie médicale, deux organes ont été particulièrement étudiés dans le cadre de la fusion de données ou de la mise en correspondance. Il s'agit du cerveau et du cœur. Ceci peut s'expliquer par l'importance vitale de ces deux organes, et par le développement de nombreuses techniques d'imagerie adaptées à ces organes. Et dans notre travail nous nous intéressons en particulier à l'étude du cerveau.

5. Imagerie médicale

L'imagerie médicale est un domaine en plein essor, du fait du développement des technologies numériques. Elle est devenue un élément fondamental de presque toute démarche diagnostique. Elle permet une investigation de plus en plus fine des organes humains grâce à la mise à disposition de systèmes de radiologie de plus en plus performants.

Elle regroupe les moyens d'acquisition et de restitution d'images à partir de différents phénomènes physiques (Résonance magnétique, réflexion d'ondes ultrasons, radioactivité, absorption des rayons X, ...).

Nous allons maintenant présenter les techniques d'imagerie médicale (scanner, IRM et la TEP) sur lesquelles nous allons baser notre étude.

5.1. Imagerie par Résonance magnétique (IRM)

L'IRM est une technique dont les indications se multiplient en raison de ses multiples possibilités d'analyser les tissus et leur comportement, basé sur le phénomène de résonance magnétique nucléaire (RMN), qui exploite les propriétés magnétiques des atomes présentes

dans l'organisme (corps), dont le plus courant et le plus réactif étant le proton du noyau de l'atome d'hydrogène. [8]

Ils se comportent comme des aiguilles aimantées et adoptent différentes orientations selon le champ magnétique, en suite l'onde électromagnétique de fréquence adaptée (la fréquence de résonance) appliquée, va faire basculer l'orientation. [1*] De ce fait, une seule région entrera en résonance et émettra un signal. En décalant le champ magnétique, une région différente se trouvera en situation de résonance. Un appareil recueillera, par des antennes spécialement conçues, ces signaux. Une analyse informatique transmise permet d'établir les images tridimensionnelles des organes internes en utilisant des méthodes similaires à celles qui ont été mises au point pour la radiographie aux rayons X ou les scanners.

L'IRM fabrique une image du corps à partir de la mesure de deux instants t_1 et t_2 en tous points du corps, qui dépendent de la mobilité des noyaux d'hydrogène présents dans ces tissus [2*], plus l'hydratation de ces tissus augmente plus les temps de relaxation t_1 et t_2 augmente, et vice versa.

Ces deux paramètres (intensité de H, et le temps de relaxation) influent sur le signal [3*] , qui influence à son tour sur l'image, plus le signal est intense, plus l'image est blanche. De ce fait, leurs exploitations peuvent dans certains cas permettre de dépister une tumeur cancéreuse.

L'IRM est l'une des meilleures méthodes d'imagerie utilisées aujourd'hui grâce à sa grande résolution (dépendant des algorithmes de traitement de l'image) et à son champs d'investigation important (de l'étude du cœur au cerveau en passant par celle des tendons et ligaments). De plus elle a l'extrême avantage d'être une méthode non invasive, c'est-à-dire que toutes les études menées aujourd'hui concluent que l'application de champs magnétiques importants sur le corps humain n'a pas d'effet destructeur ni traumatisant. L'examen apparaît donc indolore sauf pour les porteurs de pacemakers ou de prothèses métalliques car les champs magnétiques mis en jeu étant si puissants qu'ils modifieraient ces appareils.

La préparation est simple et limitée à un jeûne de 3 heures chez les malades nécessitant un produit de contraste paramagnétique (gadolinium).

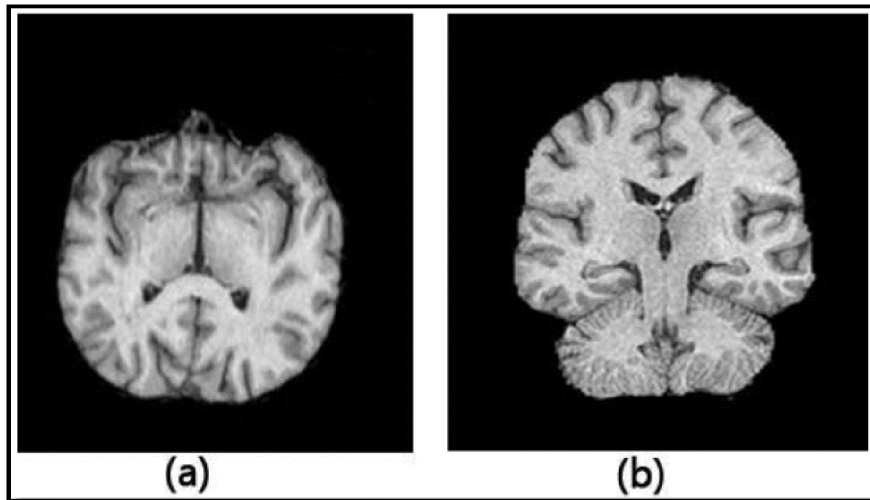


Figure 1 : Exemples des coupes IRM, (a) transversal, (b) sagittal

5.2. La tomodensitométrie (tdm) :

La tomodensitométrie, plus communément appelée scanner, est une technique d'imagerie médicale basée sur un principe identique à la radiographie par l'utilisation de rayons X, c'est la représentation d'une image numérique créée à partir d'un ensemble de coupes d'un corps au moyen d'un ordinateur. [4*]

Elle consiste à mesurer l'absorption des rayons X par les tissus puis, par traitement informatique à numériser et enfin reconstruire des images 2D ou 3D des structures anatomiques. Pour acquérir les données, on emploie la technique d'analyse tomographique.

Le principe fut exposé en 1917 par Radon qui démontra la possibilité mathématique de reconstruire des formes en 2D ou 3D à partir des projections multiples, mais ce n'est qu'après l'apparition des premiers imageurs couplés 'ou assistés' par ordinateurs puissant, qu'ils ont pu reconstruire des images. Pour la mise au point de cette technique, Godfrey Newbold Hounsfield et Allan MacLeod Cormack ont été récompensés par le Prix Nobel de physiologie et médecine en 1979.

Le principe du tomodensitomètre est de choisir un plan de coupe axial, d'effectuer de multiples projections sous différents angles afin de connaître un grand nombre de facteurs tissulaires d'atténuation et de les numériser. En mettant bout à bout un grand nombre de

coupes à l'aide d'un ordinateur, ce dernier à la capacité d'afficher une image tridimensionnelle du corps examiné permettant un examen médical approfondi.

Le but de l'examen est d'effectuer un ensemble de mesures sur une fine coupe du corps à étudier de l'ordre du millimètre (0.1mm), cette précision permet quasiment de discerner chaque cellule de l'organisme examiné.

L'émetteur de rayons X effectue une rotation autour du patient en même temps que les récepteurs situés en face (figure 2) et qui ont pour fonction de mesurer l'intensité des rayons dont une partie a été absorbée durant leur passage à travers le corps. En suite un ordinateur va traiter les données, ce qui permet de recomposer des vues en coupes bidimensionnelles puis des vues en trois dimensions des organes. On peut faire augmenter le contraste de certains tissus, en injectant un produit dit « de contraste » qui a la propriété de fortement absorber les rayons X et donc de rendre très visibles les tissus où ce produit est présent.

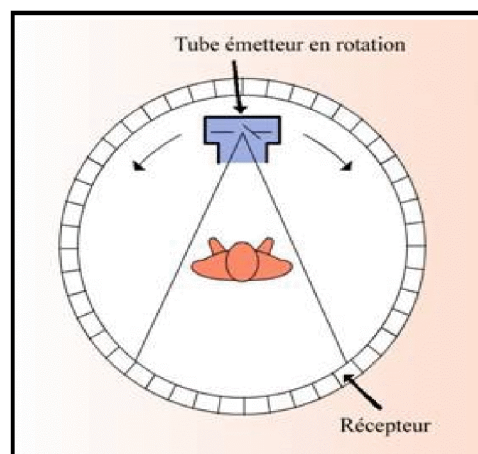


Figure 2 : Anneau de multidétecteurs fixes

Ainsi la TDM est caractérisée par sa précision constamment en amélioration grâce aux progrès de l'électronique et de l'informatique, et sa rapidité. Il permet, contrairement à la radiologie conventionnelle, d'obtenir des images en trois dimensions de l'organisme pour avoir accès à la moindre cellule au milieu d'un organe, et ainsi d'avoir un diagnostic rapide et complet.

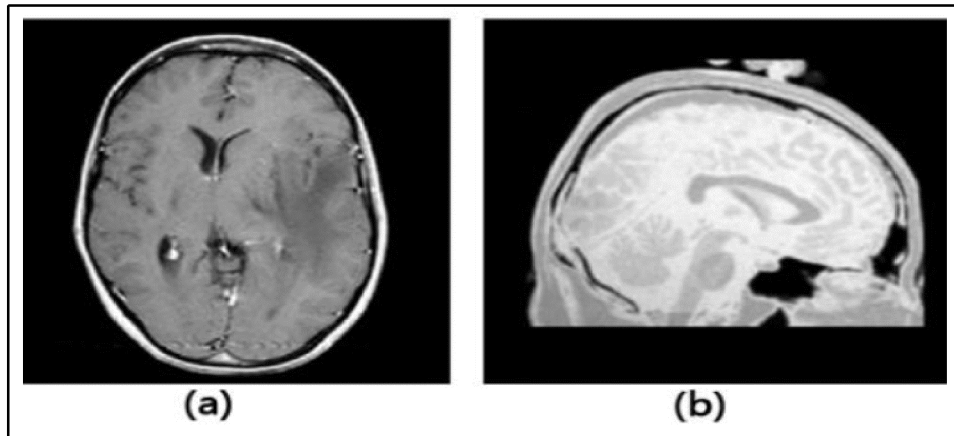


Figure 3 : Exemple des coupes scanner, (a) coupe axiale (b) coupe sagittale

5.3. La tomographie par émission de positon (TEP):

La tomographie par émission de positon, mieux connue sous son acronyme de TEP voire de PET (positron emission tomography) en anglais [5*], est une méthode récente d'imagerie médicale pratiquée par les spécialistes en médecine nucléaire qui permet de mesurer en trois dimensions une activité métabolique ou moléculaire d'un organe grâce aux émissions produites par les positons issus d'un produit radioactif injecté.

La scintigraphie en TEP est obtenue par injection d'un traceur faiblement radioactif, dont la demi-vie est inférieure à deux heures, dans un organisme. Ce traceur est marqué par un atome radioactif (le plus souvent le fluor 18, incorporé dans une molécule de glucose) qui émet des positons dont l'annihilation produit deux photons, partent sur une même direction mais dans un sens opposé, que l'on peut suivre dans l'organisme du patient grâce à une caméra spéciale.

De nombreux types de caméras TEP sont disponibles. Le germanite de bismuth (BGO), l'ortho-silicate de lutécium (LSO) ou encore l'ortho-silicate de gadolinium (GSO). Il est même possible d'adapter une gamma-caméra à double tête avec une électronique de détection de coïncidences. Cette technique est appelée Tomographie d'Emission avec Détection de Coïncidences (TEDC).

La détection en coïncidence est basée sur deux critères : une fenêtre temporelle, et une fenêtre en énergie. [9] Ce système mesure les coïncidences vraies, qui correspondent à la détection des deux photons de 511 keV provenant d'une même annihilation (figure 4)

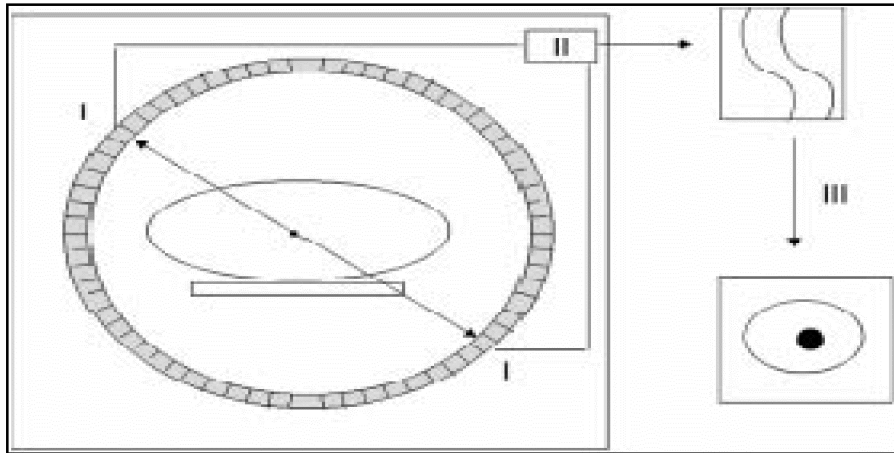


Figure 4 : Détection des photons

Le rôle de chaque détecteur est de déterminer l'énergie du photon incident et le moment où il a été détecté et sa concentration. Ce sont ces informations qui nous permettent d'obtenir une image faisant apparaître en couleurs les zones de forte concentration du traceur.

Ainsi, la TEP permet de visualiser les activités du métabolisme des cellules contrairement à la TDM techniques d'imagerie structurale, qui réalisent des images de l'anatomie. Par conséquent, la TEP est un outil diagnostique qui permet de discerner certaines pathologies qui s'interprètent par une altération de la physiologie normale comme les cancers.

Cette technique est en évolution permanente, tant du point de vue du détecteur avec l'émergence des nouveaux traceurs. Une nouvelle génération d'appareils TEP/TDM offre des informations complémentaires qui permettent de localiser les lésions et d'optimiser les procédures thérapeutiques. Tous ces développements font de la TEP un outil pleinement opérationnel, qui a toute sa place au sein de l'imagerie médicale.

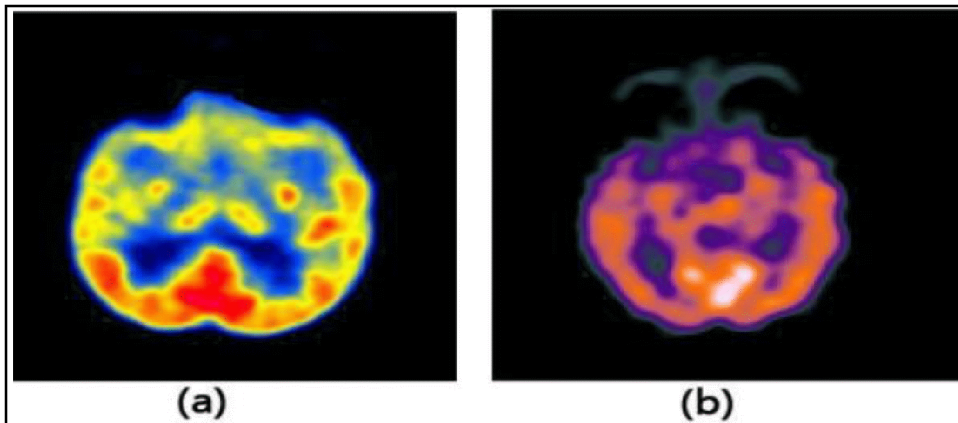


Figure 5 : Exemples des coupes TEP

6. Nécessité de la fusion d'image

La fusion d'images, c'est la réponse naturelle des utilisateurs à la profusion des images produites par les systèmes contemporains d'investigation, que ce soit en imagerie aérienne et satellitaire ou en génie biologique et médical. [1]

Prenons un exemple dans un milieu hospitalier, les techniques d'imagerie se diversifient : rayons X, résonance magnétique, imagerie nucléaire, imagerie ultrasonore, chacune pouvant se décliner selon des modalités diverses en fonction des protocoles d'acquisition. Selon une pratique ancienne, le milieu médical confie chaque type d'image à un expert qui porte un diagnostic partiel sur la modalité de sa spécialité, puis les spécialistes échangent leurs expériences et de cette confrontation naît le diagnostic final.

Le souci de regrouper toutes les sources d'images sur une même console conduit à l'introduction progressive des systèmes d'archivage et de consultation intégrés à l'hôpital. Mais sans les outils d'aide à la décision associés à ces systèmes, ces autoroutes informatiques et ces bases de données spécialisées demeurent encore d'une pratique modeste, tant l'exploitation de nombreuses images variées est une tâche difficile pour un seul expert.

Nous voyons sur l'exemple précédent les raisons profondes de la nécessité de la fusion de données.

7. Les applications médicales de la fusion de données

Les applications médicales de la fusion de données peuvent être classées selon leurs contextes de fusion en quatre catégories principales, pour chaque catégorie, nous décrivons les caractéristiques générales des contextes de fusion correspondants. [10]

✓ **Contexte de fusion 1** : recalage intra-sujet et intra-modalité

Ce contexte concerne la fusion entre différents jeux de données provenant d'une même modalité pour un même sujet [11]. Trois principaux objectifs cliniques sont associés à ce contexte de fusion :

- **Suivi de l'évolution**

Le suivi dans le temps des modifications dans l'anatomie du patient permet d'étudier l'évolution d'une zone corporelle ou les effets d'un traitement clinique. En chirurgie ou en radiothérapie, ce contexte de fusion permet de comparer des images pré- et postopératoires ou pré- et post-traitement.

- **Comparaison des états**

Ce contexte de fusion peut aussi être utilisé pour permettre la comparaison des différents états du sujet. En IRM fonctionnelle, les mesures d'activations fonctionnelles peuvent être réalisées par la comparaison statistique d'images acquises respectivement dans des états successifs d'activité et de repos. [12]

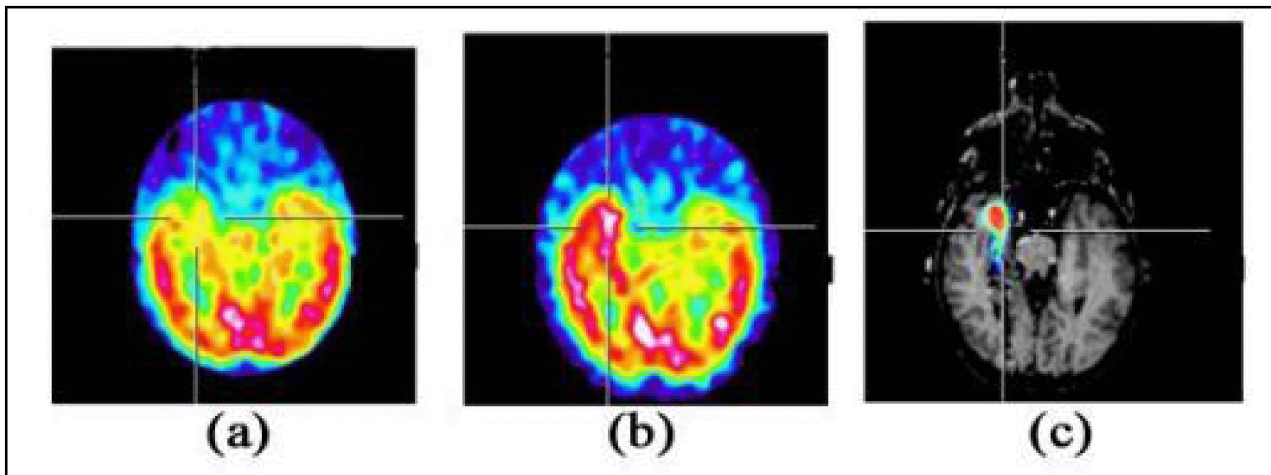


Figure 6 : Comparaison entre deux examens TEP, (a) intraictal, (b) ictal, (c) soustraction

- **Imagerie par soustraction**

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

- ✓ **Contexte de fusion 2** : recalage intra-sujet et inter-modalité

C'est la fusion entre des données multi modalité d'un même sujet. Cette deuxième catégorie de contextes de fusion permet de profiter de la nature complémentaire des différentes modalités d'imagerie. La mise en correspondance entre données CT et IRM facilite la localisation anatomique conjointe des structures osseuses et des tissus mous.

La mise en correspondance de données d'IRM fonctionnelle, de MEG, de TEP ou de TEMP avec une IRM anatomique permet une corrélation anatomo-fonctionnelle, particulièrement utile lors d'études pré chirurgicales [12].

Aucune modalité d'imagerie médicale ne permet de fournir, à la fois, des informations anatomiques et fonctionnelles à la plus haute résolution spatiale.

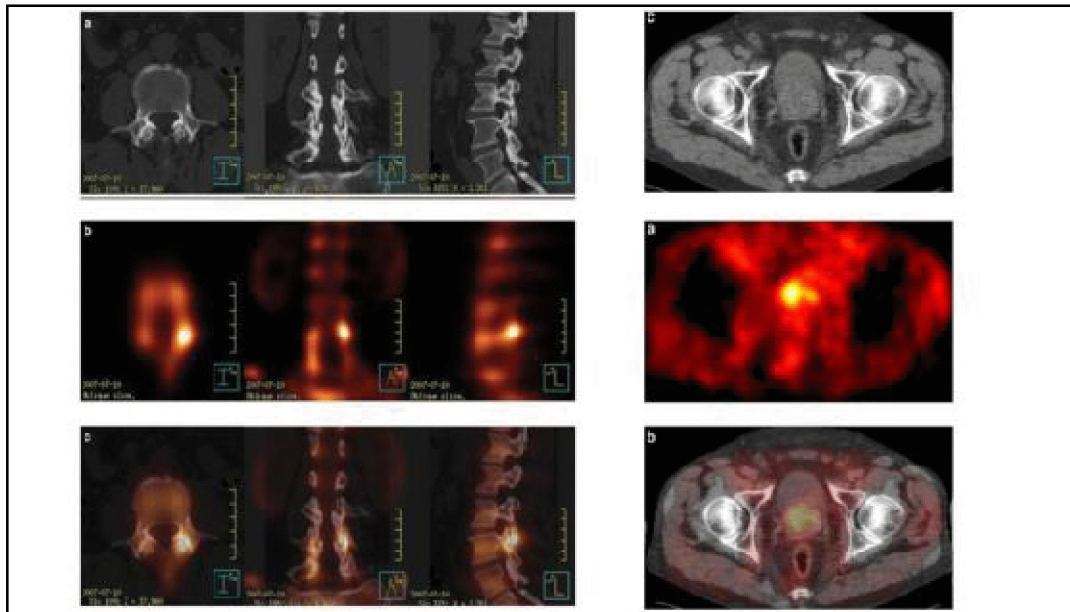


Figure 7 : Exemples de fusions multimodales IRM/TEP

✓ **Contexte de fusion 3** : Recalage sujet réel et modalités

Ce contexte de fusion concerne la mise en correspondance entre le sujet réel, les outils (ex : chirurgicaux) et des images ou mesures pré- ou per-opératoires. Grâce à des localisateurs 3D il est possible de connaître la position tridimensionnelle du sujet dans un repère défini dans le monde réel. Les localisateurs 3D permettent de suivre des outils chirurgicaux, repérables, par exemple, à l'aide de diodes électroluminescentes pour les localisateurs à infrarouge, et donc de localiser l'extrémité des outils, ainsi que leur orientation par rapport aux images.

De tels systèmes, font partie des systèmes les plus utilisés en chirurgie ou thérapie guidée par l'image. L'utilisation clinique croissante de ces systèmes a notamment permis de souligner la plus value apportée par la fusion de données.



Figure 8: Fusion des données images avec un sujet réel

✓ **Contexte 4** : recalage inter-sujet et intra- ou inter-modalité

Ce contexte intéresse la fusion entre des données mono- ou multimodalité concernant des sujets différents [13]. Les applications principales de cette catégorie sont liées à l'étude de la variabilité anatomique ou fonctionnelle au sein d'une population de sujets.

Ce type de recalage permet de construire des modèles moyens correspondant à chaque modalité d'imagerie, de comparer les données d'un sujet à un atlas ou, de comparer des données concernant des sujets différents appartenant à une même population ou, enfin, de comparer deux populations de sujets. Ce type de fusion nécessite préalablement une étape de normalisation spatiale vers un atlas.

Le recalage, vers un référentiel commun, de données provenant de sujets différents, mais d'une même modalité et utilisant un même protocole d'acquisition, autorise une analyse statistique interindividuelle des données. Une telle démarche peut être utilisée pour des études statistiques sur la fonction ou la morphologie de données normales ou pathologiques.

Un des principaux domaines d'application de ces méthodes est l'étude de la cartographie fonctionnelle cérébrale.

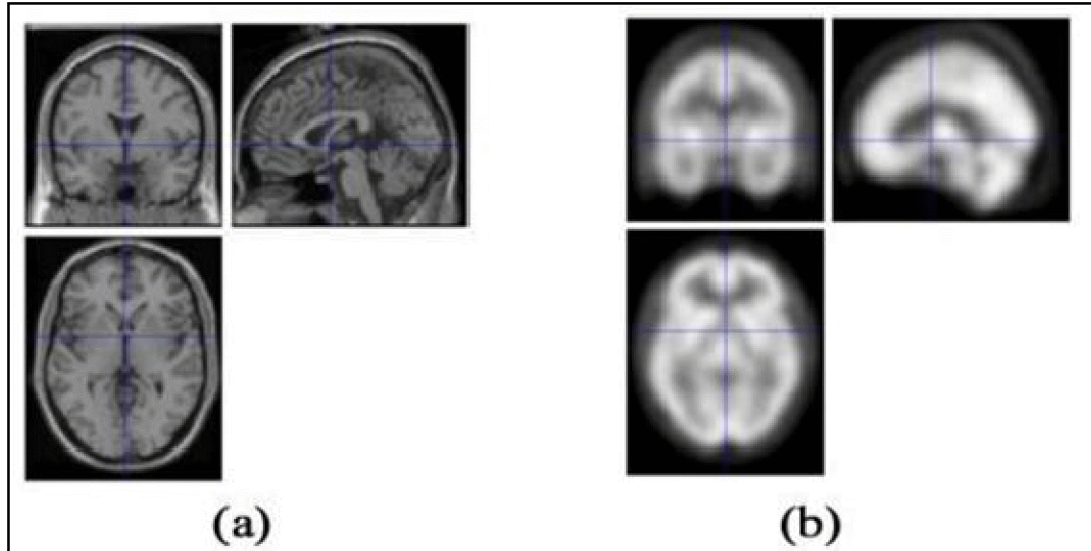


Figure 9 : Les modèles utilisés (a) image atlas IRM, (b) Template SPECT

8. Les approches de la fusion

Les buts du traitement de l'image sont multiples: détecter, mesurer, compresser, etc. Une étape quasiment incontournable est la segmentation et une des plus complexes, l'interprétation.

Nous discernons alors deux approches en traitements connues sous le nom de « bas niveau » et « haut niveau ». L'approche du « bas niveau » s'agit d'extraire des primitives contenues dans une image soit elle exploite exclusivement des données numériques, alors que l'approche du « haut niveau » consiste à les interpréter (utilise des informations symboliques liées à la compréhension et à l'interprétation de la scène) [12].

Mais (Florence Huet-Guillemot) [14] nous propose trois niveaux de fusion différents : « bas niveau » celui des données ou Pixel, celui des « caractéristiques » après une segmentation (fusion des objets de l'image), « niveau haut » celui des décisions, lors de la phase finale de la segmentation. La figure si dessous représente ces différents niveaux de fusion.

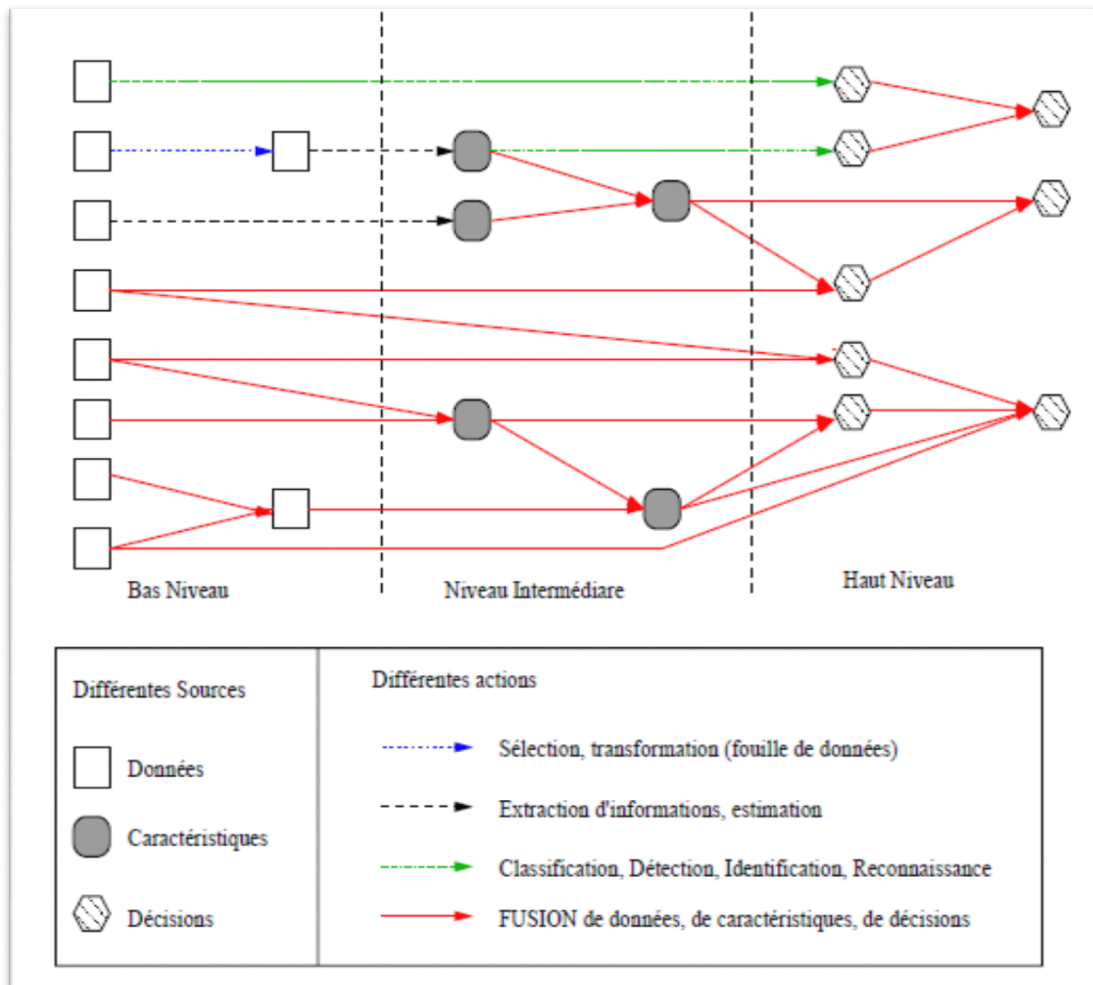


Figure 10 : Les différents niveaux de fusion

Nous allons utiliser, dans notre travail, la fusion « niveau bas » ou niveau de pixel, car notre but dans ce travail, est de combiner l'information anatomique de l'image IRM avec l'information fonctionnelle de l'image TEP et TDM à fin d'obtenir une image plus précise dont la localisation des pathologies est plus facile.

9. Processus de fusion d'image

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.

9.1. Les étapes avant la fusion

La fusion d'images apparaît comme une tâche complexe constituée de nombreuses étapes dont plusieurs sont aujourd'hui mal maîtrisées. [3] Nous les verrons dans les parties suivantes.

Le premier problème rencontré concerne la taille des images recueillies, par exemple l'image provenant de l'IRM et du TEP ne font pas la même taille, alors il est nécessaire de les redimensionner sans distorsions ou pertes d'informations pour avoir des images de même taille. Cette étape n'est pas vraiment nécessaire même si on a des images de différentes tailles, comme dans le cas de fusion par des méthodes basées sur les transformées multi-résolution. Nous montrons par la suite comment on peut fusionner des images sans les redimensionner.

Le deuxième problème concerne le recalage, lorsque l'on souhaite fusionner deux images, il est nécessaire que celles-ci soient au préalable recalées afin d'être géométriquement superposables. [15] En effet lorsque les images sont faites sur des plans différents, il sera nécessaire de faire correspondre des repères sur chaque image.

Le recalage permet de représenter les informations issues des images dans un même référentiel afin de pouvoir les comparer ou les fusionner. [3]

Bien que cette étape ne fasse pas partie de la fusion proprement dite, elle est souvent nécessaire avant la fusion puisqu'elle permet d'obtenir des pixels correspondant à un même point physique de l'objet dans les deux images.

Il y a deux types de recalage : rigide et déformable (ou élastique).

❖ **Recalage rigide**

La méthode la plus simple et la plus classique est une simple transformation rigide. Elle combine une rotation, et une translation, et éventuellement une symétrie [16], permettant de superposer au mieux les images à fusionner. Cette transformation se place dans un cadre purement mécanique (on ne change rien dans l'objet lui même), pour cela on suppose que les objets à recalage sont rigides et d'autre part les images doivent avoir la même résolution spatiale. [1]

Donc cette méthode est relativement simple à mettre en place, mais le domaine où elle est valide est relativement étroit. 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. A voir la figure (11).

❖ **Recalage élastique**

C'est une méthode qui est beaucoup plus compliquée que la première car elle utilise des transformations non-linéaires (qui transforme les droites en courbes) et contrairement à la méthode précédente cette méthode ne fait pas que déplacer l'objet, elle va carrément agir dessus c'est-à-dire qu'elle va complètement changer sa morphologie.

Cette méthode est plus difficile à réaliser que la première, elle peut être utilisée pour comparer des images de patients différents, mais aussi pour fusionner différentes modalités entre elles afin de s'affranchir des différentes déformations et distorsions liées aux capteurs. Voir figure (11).

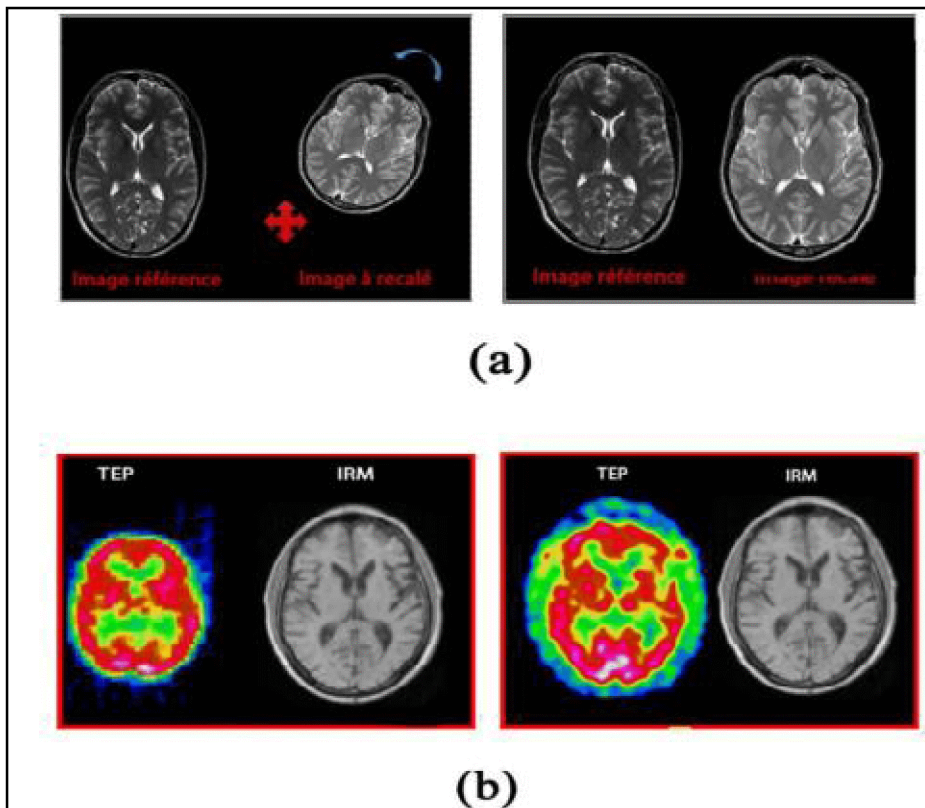


Figure 11 : Recalage des images cérébrales, (a) recalage rigide, (b) recalage déformable

9.2. Les différentes méthodes de fusion d'images

Beaucoup de méthodes de fusion ont été exploitées au cours des dernières années, et proposées dans la littérature. Les méthodes de fusion d'images existantes peuvent être classifiées en plusieurs groupes.

(Polh et Van Genderen) [17] ont proposé une classification des méthodes basée sur les différentes approches de la fusion, dans notre cas on s'intéresse aux méthodes dites bas niveaux (au niveau du pixel).

9.2.1. LES METHODES DE TYPE PROJECTION SUBSTITUTION

9.2.1.1. Méthode IHS (ITS)

C'est une méthode qui est très largement utilisée. [18] Cette méthode réalise la fusion dans l'espace ITS (Intensité, Teinte, Saturation).

Le principe de la technique de fusion est particulièrement simple, et s'effectue de la manière suivante :

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

9.2.1.2. Méthode analyse en composante principale (ACP)

L'Analyse en Composantes Principales (ACP), connue aussi sous le nom de la technique de Karhunen-Loeve, est un outil mathématique qui peut s'appliquer sur un nombre N quelconque de modalités. [19] Par rapport à IHS, cette transformée est donc particulièrement bien appropriée en imagerie multi-ou hyper spectrale.

Elle applique une transformation linéaire de l'espace multi spectral vers l'espace des vecteurs propres des données considérées. Les N composantes ACP obtenues sont orthogonales, ce qui signifie qu'aucune composante n'est linéairement corrélée avec une autre.

La variance totale des N images originales est répartie entre les N composantes ACP de telle sorte que la première composante possède la plus grosse part de cette variance, puis que la variance décroît en passant d'une composante à la suivante.

Il y a 3 étapes pour cette fusion

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

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

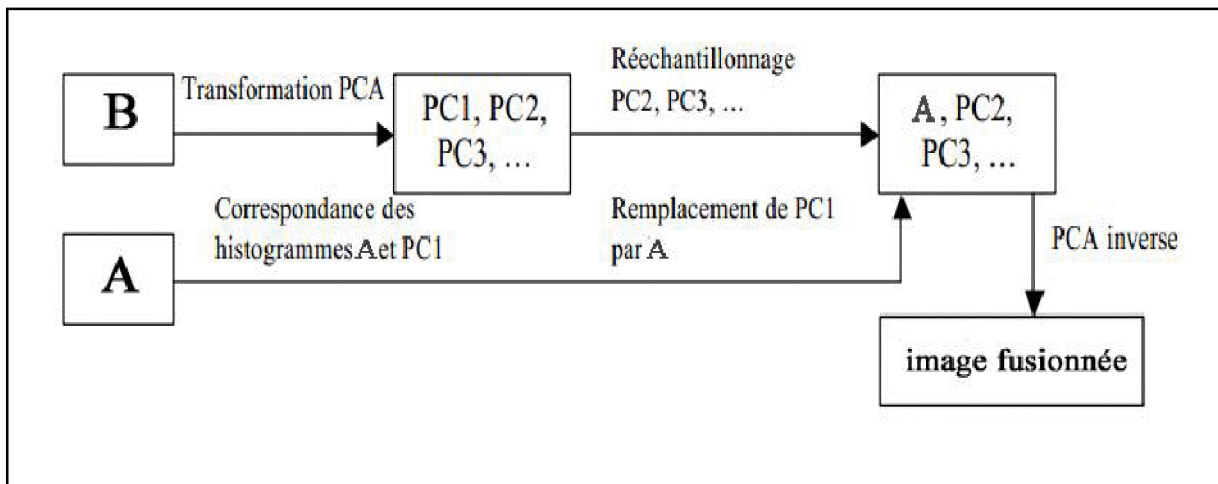


Figure12 : La fusion par transformer en ACP

9.2.1.3. Méthode HPF (filtre passe haut)

La méthode HPF (High Pass Filter) consiste à extraire le signal haute fréquence complémentaire contenu dans l'image haute résolution et l'injecter par addition dans l'image multi-spectrales, préalablement ré-échantillonnées à la résolution de l'image haute résolution [20]. Les filtres en question sont des filtres spatiaux.

La méthode conserve un pourcentage élevé de la caractéristique spectrale puisque l'information spectrale est associée à la faible fréquence spatiale de l'image multi-spectrale.

La résolution spatiale des données est extraite par filtrage passe-haut de la bande monospectrale.

Les étapes de la méthode sont les suivantes :

- Extraction de la composante haute fréquence au moyen d'un filtre passe haut (HPF)
- L'injection de la composante haute fréquence : cette injection est réalisée en ajoutant cette image de la composante des hautes fréquences spatiales à l'image base résolution.
- L'utilisation de domaine fréquentiel est très pratique pour la conception du filtre et permet un calcul plus rapide pour des images à grande tailles.

9.2.2. LES METHODES MULTI-RESOLUTIONS ET DIRECTIONNELLES

9.2.2.1. La transformée en ondelettes

La transformation en ondelettes est un outil mathématique qui permet d'obtenir une représentation temps fréquence ou temps échelle. Elle a des propriétés d'adaptation ou de flexibilité très attrayantes notamment le choix des fonctions de bases des ondelettes (orthogonales ou non à support compact ou infini, etc....) et des paramètres de dilatation et translation. Les transformées en ondelettes conservent l'énergie du signal et possèdent notamment des algorithmes rapides.

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 approximative des images de détails.

9.2.2.2. La transformée en bandelettes

Le duo Le Pennec et Mallat ont introduit la transformée, et leur objectif central dans la construction des bandelettes est la définition de la géométrie comme un flux de cette dernière

ou bien un champ vectoriel. Ce dernier pointe le sens du déplacement des valeurs de niveau de gris dans l'espace. Cette géométrie se retrouve simplifiée en segmentant l'image en carrés, dont les dimensions sont adaptées aux structures locales de l'image, qui est elle-même décomposée par les bandelettes orthogonales sur la longueur des vecteurs du flux géométrique. Elles sont construites en une partition du support de l'image en des régions à l'intérieur desquelles le flux géométrique est parallèle en réalisant d'abord une déformation locale sur des sous-carrés afin d'assurer l'alignement de la singularité avec la direction qu'elle soit horizontale ou verticale. [21]

Une étape de bandelétisation utilisant des produits tensoriels d'ondelettes est ensuite appliquée pour absorber la régularité le long de la géométrie. Une base de bandelettes peut être adaptative, déformée selon la direction sélectionnée localement et leur géométrie n'est pas calculée a priori mais en optimisant le résultat de l'application en compressant les images ou en supprimant le bruit.

La construction des bandelettes dans ces régions se fait en déformant leurs bases séparables afin de suivre les lignes du flux, et en appliquant une procédure de bandelétisation qui tire profit de la régularité de l'image le long du flux géométrique

9.2.2.3. La transformée en contourlettes

La transformée en contourlettes telle qu'elle a été introduite par Minho Do et Martin Vetterli est un schéma de décomposition d'images, qui fournit une représentation éparse des données aussi bien aux résolutions spatiales que fréquentielles. Elle peut donner une représentation optimale asymptotique des bords et des contours dans l'image. [22]

La fusion d'images par la transformée en contourlettes se fait en trois étapes :

- Décomposer les deux images avec des paramètres spécifiques (les filtres pyramidaux, les filtres directionnels).

- Fusionner les coefficients d'approximations et de détails des deux images en utilisant une règle de fusion.
- Appliquer la transformée en contourlettes inverse aux nouveaux coefficients d'approximations et de détails pour reconstruire l'image fusionnée.

10. Discussion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les spécificités de la fusion d'images par rapport à la fusion de données en général, en particulier l'imagerie médicale où on a évoqué ses différentes techniques telles que la résonance magnétique, la tomographie par émission de positon ou la tomodensitométrie.

Cette variété des techniques d'imagerie médicale pose la nécessité d'une véritable combinaison entre l'ensemble des données disponibles.

Pour pallier à ce problème ; la suite de notre travail présentera des méthodes de fusion afin de regrouper les informations que vont apporter ces différentes techniques d'imagerie médicale dans une seule image significative.

Chapitre II
Fusion D'images par ondelettes

1. Préambule

La transformée en ondelette est un outil puissant et complexe dans le contexte de la fusion de données, elle a été introduite au début des années 1980. Il s'agit de donner une représentation des signaux permettant la mise en valeur simultanée des informations temporelles et fréquentielles (localisation temps-fréquence).

L'idée originale sur laquelle sont basées les ondelettes est apparue vers les années 1940 grâce au physicien Denis Gabor, qui a introduit la notion de la transformée de Fourier à fenêtre glissante dans le but de remédier au problème de localisation temps-fréquence en proposant de multiplier le signal par une fonction localisée dans le temps (fenêtre) et ensuite appliquer la transformée de Fourier.

L'inconvénient de cette méthode est que la taille de la fenêtre reste inchangée au cours de l'analyse. Or pour étudier un signal qui a en général une allure irrégulière, il est potentiellement intéressant de pouvoir changer la taille de la fenêtre analysante en temps. C'est à partir de là que sont nées les ondelettes qui s'adaptent elles même à la taille et aux caractéristiques recherchées. [23]

Nous allons présenter dans ce chapitre le passage de la transformée de Fourier vers la transformée en ondelette, après nous décrivons les ondelettes et ses implémentations sur la fusion des images.

2. La Transformée de Fourier (TF)

Afin de comprendre la valeur ajoutée des ondelettes nous allons commencer par des rappels sur la transformée de Fourier, puis la transformée de Fourier à fenêtre glissante.

C'est une généralisation de la décomposition des séries de Fourier à tous les signaux déterministes. Elle permet d'obtenir une représentation en fréquence (représentation spectral) de ces signaux. Elle exprime la représentation fréquentielle de l'amplitude, la phase de l'énergie (ou de puissance) des signaux considérés. [24]

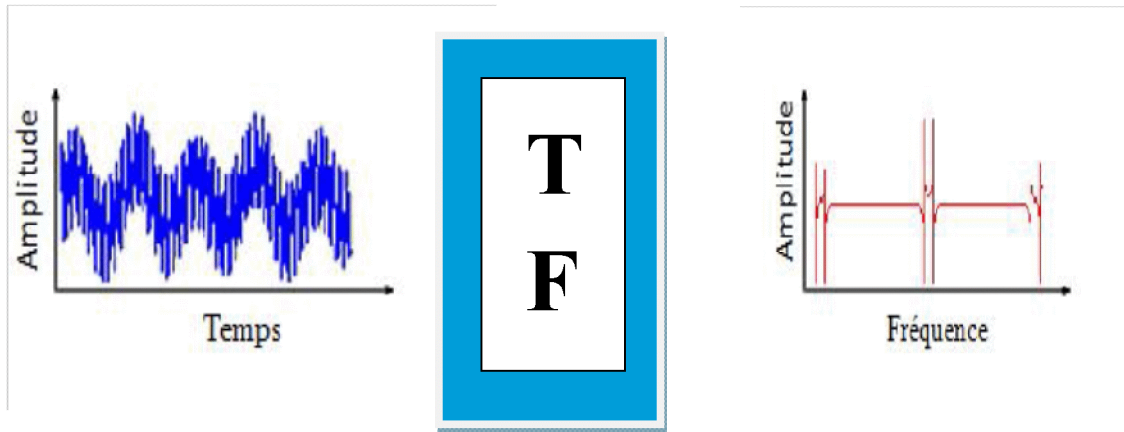


Figure 13 : La Transformée de Fourier

2.1. Définition

Soit $f(t)$ un signal déterministe, sa transformé de Fourier est une fonction généralement complexe qui est défini par la formule suivant :

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \cdot e^{-2j\pi ft} dt \quad \dots\dots\dots (1)$$

Sa transformé inverse est défini par la formule suivante :

$$X(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(f) \cdot e^{2j\pi ft} df \quad \dots\dots\dots (2)$$

Nous pouvons utiliser la transformée de Fourier pour extraire des informations fréquentielles d'une image, toutefois le principal problème de la transformée de Fourier est son manque de résolution temporelle. Cela signifie simplement que si on est effectivement capables de détecter toutes les fréquences qui apparaissent dans un signal, on est en revanche incapables de déterminer à quel moment elles se produisent dans le signal. Il existe une transformée

de Fourier plus « locale » donnant des informations mieux localisées, il s'agit de la transformée de Fourier Fenêtrée (STFT).

2.2. Transformée de Fourier Fenêtrée (STFT)

Pour pallier le manque d'informations sur le temps dans la transformée de Fourier, une nouvelle méthode d'analyse est donc introduite : elle utilise une « Fenêtre glissante ».

Cette méthode a été développée pour extraire la composante spectrale d'un signal dans un intervalle de temps déterminé par une fenêtre ; cependant elle est limitée dans la gamme de fréquence qu'elle peut analyser en raison de la taille fixe des fenêtres utilisées. La fenêtre doit être variable avec la fréquence, de telle sorte qu'elle puisse zoomer en avant pour mesurer les hautes fréquences et zoomer en arrière pour mesurer les basses fréquences. [25]

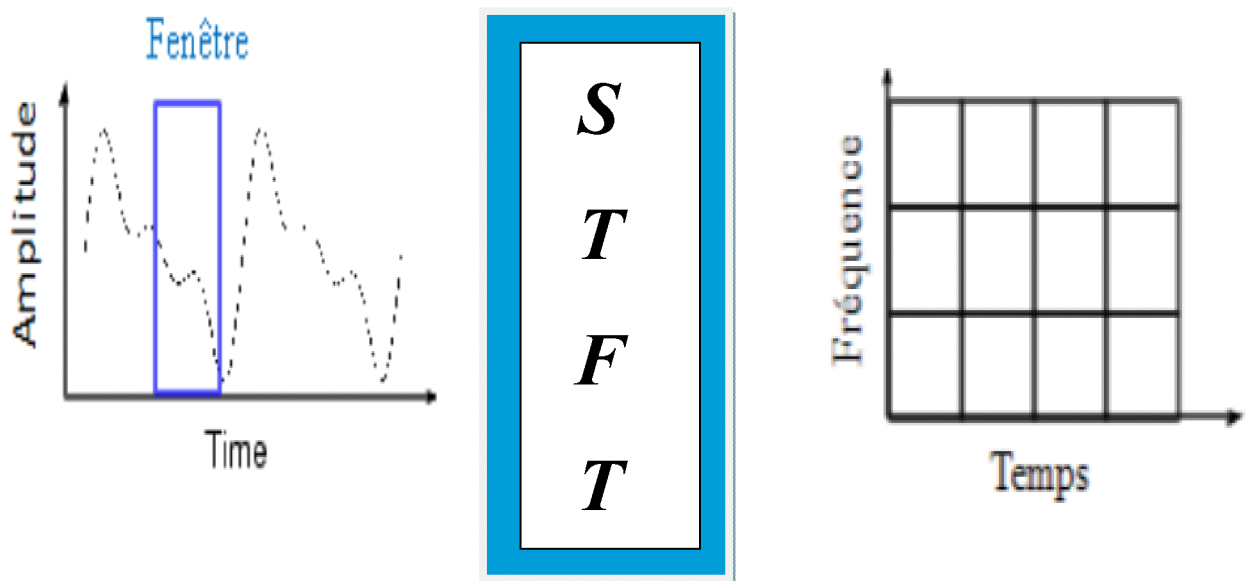


Figure 14 : La Transformée de Fourier à fenêtrée

La transformée de Fourier fenêtrée remplace la sinusoïde de la transformée de Fourier par le produit d'une sinusoïde et d'une fenêtre localisée en temps.

La définition de la STFT est donnée par la formule suivante :

$$\text{STFT}_{(s,f)} = \int [x(t) \cdot g^*(t - s)] \cdot e^{-2j\pi ft} dt \quad \dots\dots\dots(3)$$

Où :

- $x(t)$ étant le signal lui-même
- $g(t)$ est la fonction fenêtre et g^* son complexe conjugué.
- f représente la fréquence.
- s représente l'échelle.

Donc la taille fixe de la fenêtre est un gros inconvénient. L'outil idéal serait une fenêtre qui s'adapte aux variations de fréquence dans le signal à analyser. Cet outil existe, il s'agit de la récente analyse en ondelettes.

3. Les ondelettes

3.1. Définition

Une ondelette est une forme d'onde qui a une valeur moyenne zéro et une durée limitée.

En regardant des images des ondelettes et des ondes sinusoïdales, on voit intuitivement que des signaux avec les changements pointus pourraient mieux être analysés avec une ondelette irrégulière qu'avec une sinusoïde douce.

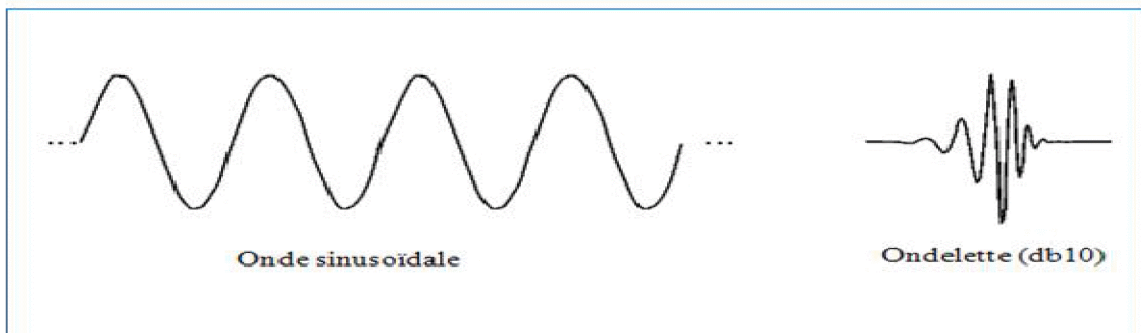


Figure 15 : La Différence entre une onde sinusoïdale et une ondelette

3.2. La transformée en ondelettes

La transformée en ondelettes est un outil mathématique qui décompose un signal en fréquences en conservant une localisation spatiale. Le signal de départ est projeté sur un ensemble de fonctions de base qui varient en fréquence et en espace. Ces fonctions de base s'adaptent aux fréquences du signal à analyser. Cette transformation permet donc d'avoir une localisation en temps et en fréquence du signal analysé.

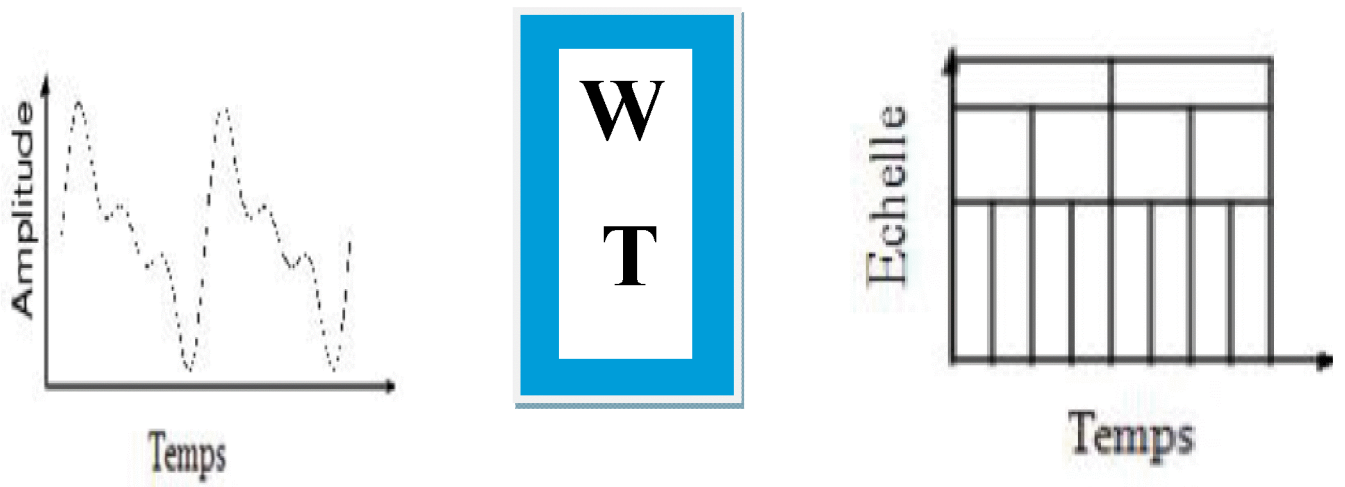


Figure 16 : La Transformée en ondelettes

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 [26]. La base d'ondelette est produite par :

$$\Psi_{a, b}(x) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \Psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \dots\dots\dots (4)$$

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 continue car l'image est une donnée discrète. C'est pour cela dans notre travail, on s'intéresse qu'à la transformée en ondelettes dans le domaine discret.

3.3 La transformée en ondelettes discrète (DWT) :

La transformée en ondelette discrète est une transformation bien localisée en temps et en fréquence, dont les paramètres sont discrétisés en vu d'une analyse spectrale des signaux numériques. S.Mallet a proposé de prendre $\alpha = a_0^m$ et $b = nb_0 a_0^m$ avec $a_0, b_0 \in \mathfrak{R}_+^*$ et $m, n \in \mathbb{Z}$. Et que la base obtenue $(\Psi_{m,n})_{m,n}$ permet de représenter complètement le signal [27]

La transformée en ondelettes discrète peut être calculée par :

$$C_{m,n}(f(x)) = \text{WTF}(a^m, nb_0 a_0^m) = a_0^{-\frac{m}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \Psi_{m,n}(x) dx \quad \dots\dots\dots(5)$$

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

$$f(x) = \sum_m \sum_n C_{m,n}(f(x)) \Psi_{m,n}(x) \quad \dots\dots\dots (6)$$

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

3.4. Types d'ondelettes

Il y a différents types de familles d'ondelettes dont les qualités varient selon plusieurs critères.

Les principaux sont :

- Le soutien : la vitesse de convergence vers 0 de ces fonctions (ou) lorsque le temps t ou la fréquence tend vers l'infini, qui quantifie les deux temps et de fréquence localisations.

- la symétrie : qui est utile en évitant un déphasage en traitement d'image.
- le nombre de moments nuls (s'ils existent) : ce qui est utile à des fins de compression.
- la régularité : ce qui est utile pour obtenir des fonctionnalités intéressantes, comme la douceur du signal reconstruit ou l'image.

Le tableau suivant présente les familles d'ondelettes :

Le nom court des familles d'ondelette	Le nom complet des familles d'ondelette
'haar'	Ondelette de haar
'db'	Ondelette Daubechies
'sym'	Ondelette symlets
'coif'	Ondelette Coiflets
'bior'	Ondelette Biorthogonal
'rbio'	Ondelette Reverse biorthogonal
'meyr'	Ondelette de Meyer
'dmey'	Ondelette discrète de Meyer
'gaus'	Ondelette de Gaussian
'morl'	Ondelette Morlet

Tableau 1 : Les différentes familles d'ondelettes

Dans notre travail nous allons utiliser uniquement 4 familles :

Ondelettes de Daubechies : sont une famille d'ondelettes orthogonales définissant une transformée en ondelettes discrète, caractérisées par un nombre maximal de moments dissipant pour un support donné. Leur nom est dû à leur créatrice Ingrid Daubechies.

Ondelettes Biorthogonales sont des ondelettes où l'association transformée en ondelettes est inversible mais pas nécessairement orthogonale. Concevoir des ondelettes biorthogonales offre plus de degré de liberté que les ondelettes orthogonales. Un degré de liberté supplémentaire est la possibilité de construire des fonctions d'ondelettes asymétriques.

Ondelettes reverse Biorthogonales : cette famille est obtenue à partir des paires d'ondelettes biorthogonales décrites précédemment.

Ondelettes Coiflets : sont des ondelettes discrètes conçues par Ingrid Daubechies, à la demande de Ronald Coifman, et avoir mis à l'échelle avec les fonctions de moments nuls. L'ondelette est asymétrique près, leurs fonctions ondelettes ont $N / 3$ moments nuls et fonctions $N / 3-1$ échelle, et a été utilisé dans de nombreuses applications utilisant Calderón - Zygmund opérateurs.

4. Analyse multi résolution

L'analyse multirésolution a été introduite par Mallat (1989), Wald (1999) et Ronchin (1993). Cet outil mathématique permet de calculer des approximations successives d'une fonction à des résolutions spatiales de plus en plus grossières [28].

Ces approximations successives sont présentées à différentes résolutions d'où le nom Multirésolution.

L'approximation d'une fonction est sa projection sur une base analogue à celle des ondelettes mais régie par une fonction d'échelle Φ vérifiant l'équation suivante :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \Phi(x)dx = 1 = \widehat{\Phi}(0) \dots\dots\dots (7)$$

Où $\widehat{\Phi}$ est la transformée de Fourier de la fonction Φ et la famille $[\Phi(x - k)]$, $k \in Z$ forme une base orthonormée.

On définit les bases de fonctions d'échelle de manière similaire :

$$\Phi_{j,k}(x) = 2^{-\frac{j}{2}}(2^{-j}x - k) \dots\dots\dots (8)$$

Avec $j, k \in Z$.

Les coefficients d_j^k et c_j^k de l'approximation successive de la fonction $f(x)$ sont définis comme :

$$d_j^k(f(x)) = (f(x), \Phi_{j,k}) = \int_{+\infty}^{-\infty} f(x)\Phi_{j,k}(x)dx \quad \dots\dots\dots (9)$$

$$c_j^k(f(x)) = (f(x), \Psi_{j,k}) = \int_{+\infty}^{-\infty} f(x)\Psi_{j,k}(x)dx \quad \dots\dots\dots (10)$$

Connaissant les coefficients d'une fonction $f(x)$, sa fonction d'approximation à la résolution j est calculée par :

$$f_j(x) = \sum_k d_{j,k} \Phi_{j,k}(x) \quad \dots\dots\dots(11)$$

4.1 Algorithme de l'analyse multirésolution

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

$$c_j^k = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \hat{h}(2k - n) c_k^{j-1} \quad \dots\dots\dots (12)$$

avec : $h(n) = h(-n)$

Où h est un filtre qui est donné par l'équation suivante :

$$h(n) = \int_{-\infty}^{+\infty} \Phi(x) \Phi_{-1,n}(x)dx \quad \dots\dots\dots (13)$$

Les coefficients d'ondelettes représentant la différence d'information entre ces deux approximations Mallat (1989) sont calculés par :

$$d_j^k = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \hat{g}(2k - n) c_k^{j-1} \dots\dots\dots (14)$$

Avec : $g(n) = g(-n)$.

Où g est un filtre qui est donné par l'équation suivante

$$g(n) = \int_{-\infty}^{+\infty} \Psi(x) \Phi_{-1,n}(x) dx = (-1)^n h(1 - n) \dots\dots\dots (15)$$

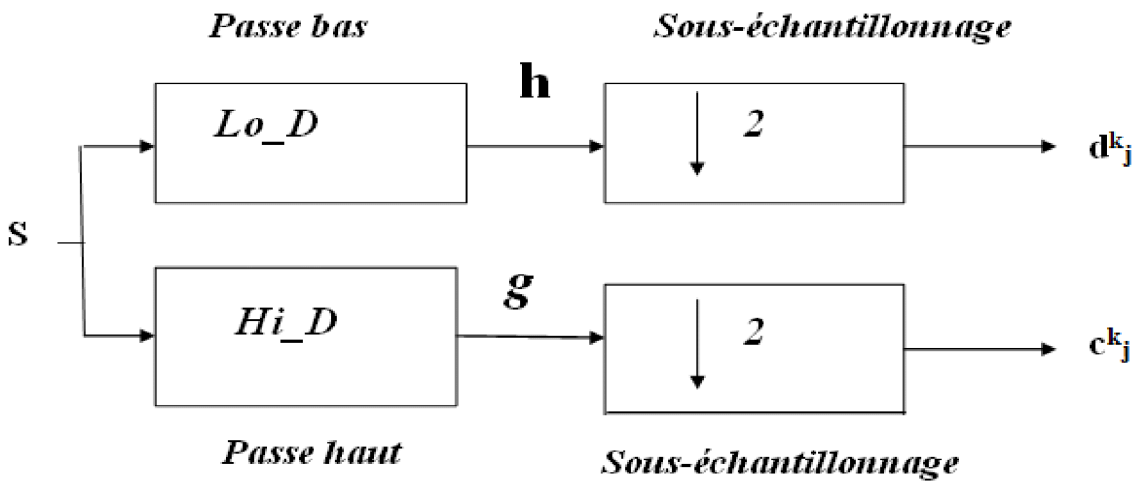


Figure 17: Schéma de décomposition 1D d'un signal S par DWT

Les coefficients d_j^k représentent la différence d_j^k et c_j^k , les coefficients c_k^{j-1} peuvent être calculés de façon exacte par :

$$c_k^{j-1} = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \hat{h}(k - 2n) c_n^j + \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \hat{g}(k - 2n) d_n^j \dots\dots\dots (16)$$

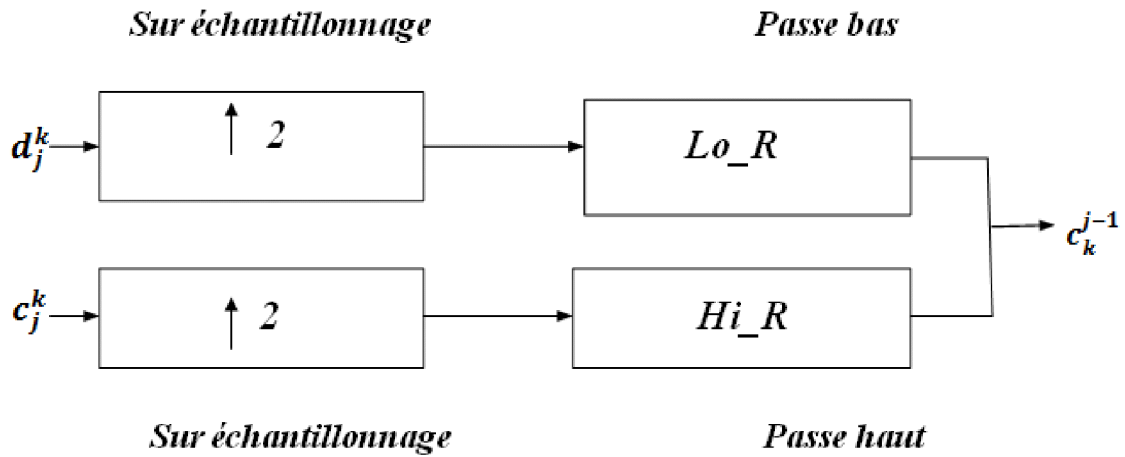


Figure 18: Schéma de reconstruction 1D d'un signal c_k^{j-1} par DWT

L'algorithme de l'analyse multi-résolution introduit par Mallat en 1989.

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

- **Décomposition** équations de décomposition s'écrivent

$$c_{k,l}^j = \sum_n \sum_m \hat{h}(2k - n) \hat{h}(2l - m) c_{n,m}^{j-1} \dots\dots\dots (17)$$

$$d_{k,l}^{H,j} = \sum_n \sum_m \hat{h}(2k - n) \hat{g}(2l - m) c_{n,m}^{j-1} \dots\dots\dots (18)$$

$$d_{k,l}^{V,j} = \sum_n \sum_m \hat{g}(2k - n) \hat{h}(2l - m) c_{n,m}^{j-1} \dots\dots\dots (19)$$

$$d_{k,l}^{D,j} = \sum_n \sum_m \hat{g}(2k - n) \hat{g}(2l - m) c_{n,m}^{j-1} \dots\dots\dots (20)$$

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.

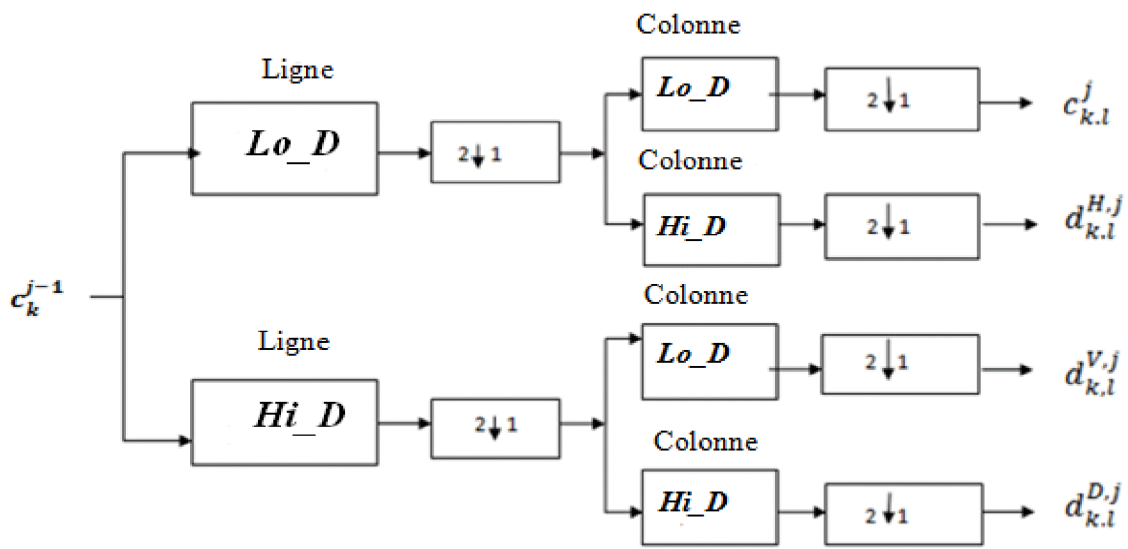


Figure 19: Schéma de décomposition 2D par la DWT

- **Reconstruction**

$$c_{k,l}^{j-1} = \sum_n \sum_m [h(k - 2n)h(l - 2n)c_{n,m}^j + h(k - 2n)g(l - 2m)d_{n,m}^{H,j} + g(k - 2n)h(l - 2m)d_{n,m}^{V,j} + g(k - 2n)g(l - 2m)d_{n,m}^{D,j}] \dots\dots\dots(21)$$

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

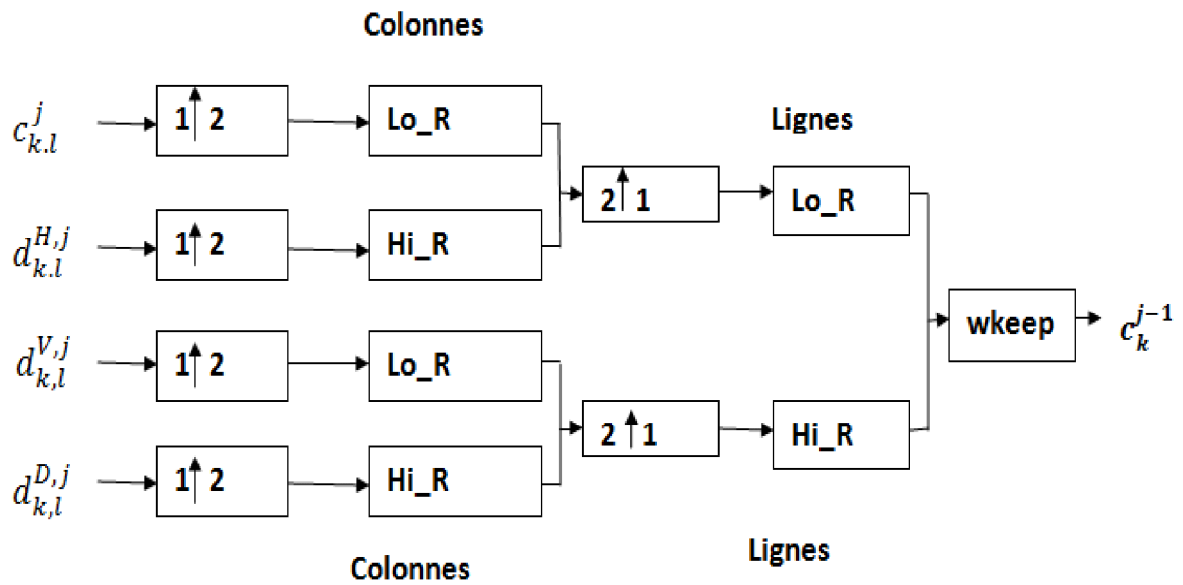


Figure 20 : Schéma de reconstruction 2D par la DWT

5. Propriétés Fondamentales d'une Ondelette

Pour choisir une ondelette, de nombreux critères sont pris en compte, d'abord son orthogonalité, son support et ainsi que l'oscillation. Mais concernant la propriété d'orthogonalité, cette dernière est implicite car la projection du signal discret de l'image afin d'avoir les signaux des détails ne se fait que sur des bases d'ondelettes orthogonales. Notre intérêt va porter sur les trois critères les plus significatifs dans le choix d'une ondelette : support compact, oscillation et régularité.

- ✓ **Support compact** Une fonction d'échelle est une ondelette à support compact qui permet d'avoir des filtres H et G qui sont à réponse impulsionnelle finie. Nous aurons donc des sommes finies au niveau de l'implémentation avec l'algorithme pyramidal de calcul rapide de la transformée en ondelettes
- ✓ **Oscillation** : Ce critère est lié au nombre de moments nuls de l'ondelette, en effet le nombre de moments nuls conditionne le degré d'oscillation de l'ondelette. Plus le nombre de moments nuls est grand, plus on peut mettre de coefficients à zéro sans nuire à la qualité de l'image reconstruite. Cependant il faut faire attention à la taille

des filtres choisis, en effet celle-ci est proportionnelle au nombre nul de l'ondelette et la complexité en temps de calcul de l'algorithme augmente avec la taille des filtres.

- ✓ **Régularité** : Une ondelette est dite régulière d'ordre n si elle est n fois continûment dérivable, i.e. elle appartient à la classe C^n . Par ailleurs, la transformée de Fourier d'une fonction sommable est continue et tend vers 0 à l'infini donc présente un comportement au moins en $\frac{1}{\nu}$ à l'infini.

Il faut remarquer que l'aspect phase linéaire des filtres caractérisé par la symétrie des coefficients est important en traitement d'image. La recherche du filtre à phase linéaire ayant conduit au développement des ondelettes bi orthogonales qui sont à la fois à support compact et symétriques, est nécessaire ce qui n'est pas le cas des ondelettes à support compact de Daubechies.

5.1. Algorithme de la fusion par ondelette

Le concept de la fusion par ondelette présente une technique simple comme la montre la figure si dessous, elle s'effectue en 3 étapes :

- La 1ère étape consiste à décomposer les deux images (A, B) à un certain niveau j avec une certaine ondelette.
- La deuxième étape nous allons 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 fusionné.
- La dernière étape consiste à reconstruire l'image fusionnée à partir des nouveaux coefficients obtenus précédemment avec la transformée inverse d'ondelettes.

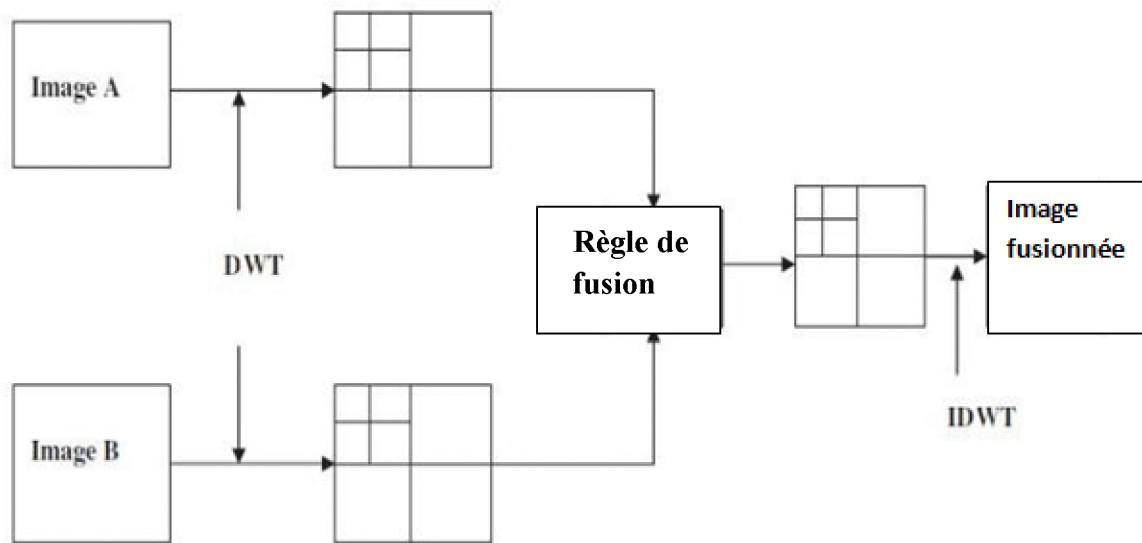


Figure 21 : Processus de fusion par DWT

Le fait d'exploiter la transformée en IHS et d'analyser la multi-résolution, toutes les deux associées à l'ondelette, nous permet d'obtenir une nouvelle méthode de fusion d'images, et cette dernière est une combinaison des deux outils.

Le principe de la fusion d'image par cette combinaison est évoqué dans la partie suivante.

6. Les méthodes coopératives

Les méthodes citées plus haut (DWT et IHS) donnent une combinaison, premièrement, il y'a la conversion des deux images vers l'espace de couleurs IHS, mais au lieu d'enlever la composante intensité de l'image multi-spectrale et son remplacement par la composante d'intensité de l'image mono-spectrale, nous assistons plutôt à une fusion de ces deux composantes selon la méthode des ondelettes sous échantillonnée, ensuite il suffit juste de revenir vers l'espace des couleurs RVB.

Ces méthodes s'améliorent ainsi considérablement lors de la fusion, car les structures de l'image multi-spectrale ne sont pas sacrifiées, et nous distinguons aussi un autre avantage, c'est l'optimisation du temps de calcul car, contrairement à la méthode DWT où on doit appliquer l'algorithme de fusion sur les trois plans de couleur (RVB), les méthodes coopératives

(DWT+IHS) ne nécessite l'application de l'algorithme de fusion que sur un seul plan qui est celui de l'intensité. (Figure 22)

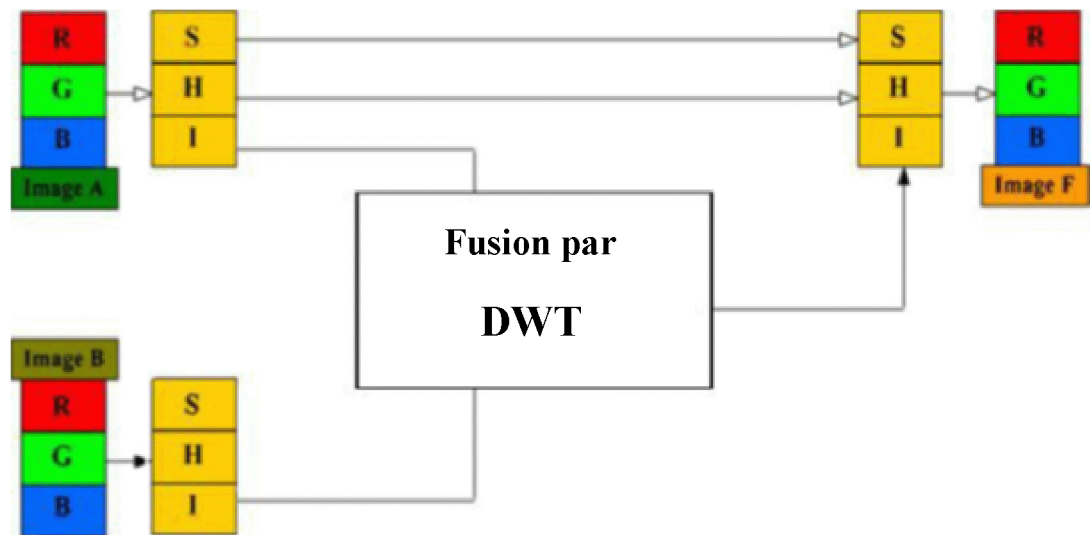


Figure 22 : Schéma de processus de fusion par les méthodes coopératives

7. Les approches de la fusion par ondelettes

En général, l'approche de fusion par la transformée en ondelette est généralement appliquée pour des images de même taille, nous allons présenter d'autres approches possibles :

- *Fusion par ondelette d'images de différentes tailles*

La fusion d'images par la transformée en ondelettes nous permet de fusionner des images de différentes tailles sans avoir à les redimensionner grâce à la particularité des ondelettes de travailler dans différentes résolutions.

Nous décomposons l'image haute et basse résolution à des niveaux différents afin d'obtenir des coefficients d'approximation et de détails de même taille pour pouvoir appliquer une règle de fusion (min, max, moyenne...). Après obtention des nouveaux coefficients

d'approximation et de détail de l'image fusionnée, on applique une transformée d'ondelette inverse jusqu'à atteindre la taille de l'image haute résolution. (Figure 23)

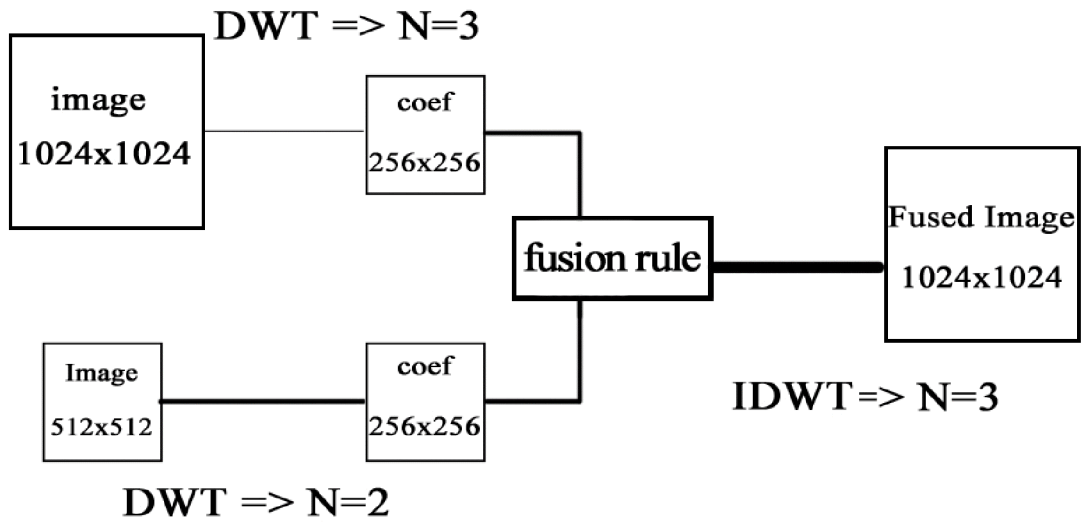


Figure 23 : Fusion par ondelette d'images de différentes tailles

- Fusion d'images par la transformé en ondelette stationnaire (SWT)

La transformée en ondelettes stationnaire a le même principe que la transformée discrète sauf que dans la SWT il n'y a pas une phase de sous-échantillonnage pour la décomposition et une phase de sur-échantillonnage pour la reconstruction.

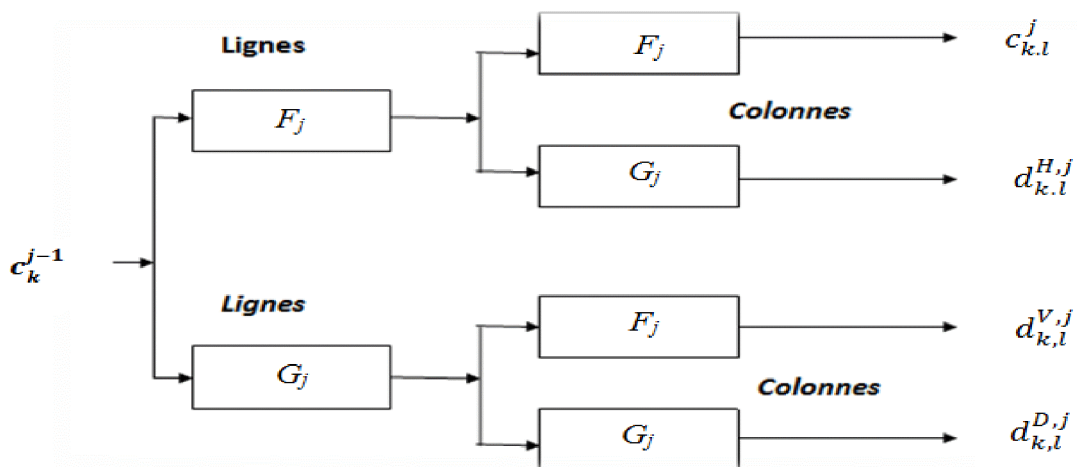


Figure 24 : Schéma de décomposition 2D par la SWT

La fusion par la transformée en ondelette stationnaire utilise le même principe que la transformée en ondelette discrète pour fusionner des images de même taille, mais contrairement à la DWT, la SWT n'utilise que certains types d'ondelette qui vérifient la condition d'orthogonalité par exemple les ondelettes de la famille Biorthogonale (bior) et aussi il faut qu'elle s'applique sur des images ayant un nombre de colonnes et de lignes qui soit paires ($2 * N$).

7.1 Critères d'évaluation

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 génériques qui peuvent être imposées dans les résultats de fusion :

- ❖ L'image fusionnée doit préserver toutes les informations pertinentes contenues dans les images sources 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.

7.1.1. Critère d'évaluation 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 ...).

7.1.2. Critère d'évaluation quantitative

Pour notre étude nous utilisons les paramètres statistiques suivants : l'entropie IE, la fréquence spatiale SF, Coefficient de corrélation CC, la déviation standard STD et l'information mutuelle MI.

✓ L'entropie [IE]

L'entropie est la quantité d'information contenue dans une série d'événements. Une image A est par exemple constituée d'une série d'événements, des pixels, ayant tous une probabilité p_i et une intensité i . Plus une image est complexe, plus son entropie $H(A)$ est grande.

Shannon propose une définition de l'entropie telle que :

$$H = \sum_i p_i \log \frac{1}{p_i} = - \sum_i p_i \log p_i \dots\dots\dots (22)$$

Avec P_i 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] [25]

Coefficient de corrélation entre l'image fusionnée et l'image originale est donné par la formule suivante :

$$CC(A, B) = \frac{\sum_{mn}(A_{mn}-\bar{A})(B_{mn}-\bar{B})}{\sqrt{(\sum_{mn}(A_{mn}-\bar{A})^2)(\sum_{mn}(B_{mn}-\bar{B})^2)}} \dots\dots\dots (23)$$

\bar{A}, \bar{B} des valeurs moyennes

Plus le CC est proche de 1, plus le degré de corrélation est élevé.

✓ **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.

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

Avec :

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

Et :

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

✓ **Déviatiion Standard STD**

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

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

✓ **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.

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

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

8. Discussion

Dans ce chapitre nous avons présenté la théorie de la transformée en ondelettes et les raisons de son introduction dans le domaine du traitement du signal et de l'image (TSI) et plus particulièrement l'analyse multi-résolution, en passant tout d'abord par transformée de Fourier (TF).

Nous avons introduit dans un deuxième temps la fusion par ondelettes, son explication ainsi que la méthode IHS et coopérative (DWT+IHS), qu'on a utilisé pour la suite, et dans le chapitre 3, on verra son application.

Chapitre III
Application et Résultats Obtenus

1. Préambule

Dans la partie qui suit, nous allons commencer par donner des réponses à certaines problématiques liées à la fusion d'images par la méthode de la transformée en ondelettes

- La première sur le niveau de décomposition : quel est le meilleur niveau de décomposition ?
- La seconde concerne le choix d'ondelette : avec quelle ondelette allons-nous fusionner nos images ?

Pour pouvoir interpréter nos résultats, nous allons analyser tous les tableaux obtenus à partir de la analyse des critères d'évaluations à savoir l'entropie IE, Coefficient de corrélation CC, la fréquence spatiale SF, la déviation standard STD et l'information mutuelle MI effectuer sur MATLAB, qui nous permettront la bonne lecture de ces derniers. Ils vont aussi nous aider dans notre vocation à répondre aux questions posées antérieurement.

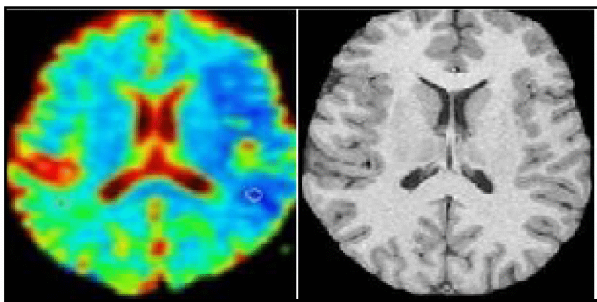
2. Les étapes du travail

Nous avons divisé notre travail en 4 étapes :

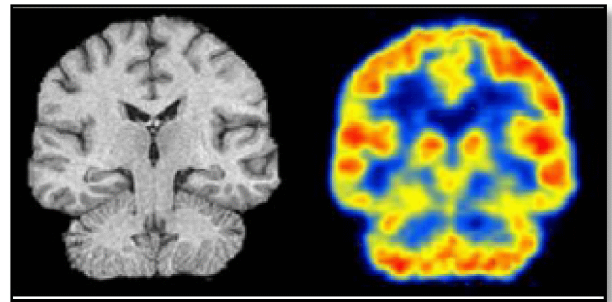
- Trouver le meilleur niveau de décomposition.
- Trouver l'ondelette qui donne le meilleur résultat de chaque famille.
- Trouver la meilleure ondelette.
- Comparaison entre les 3 méthodes citer auparavant DWT, IHS, (DWT+IHS).

3. Données utilisées

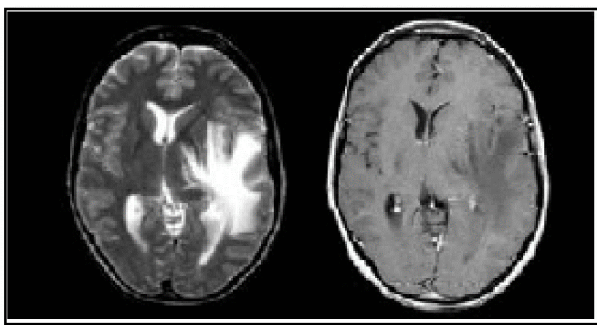
Afin de mener notre travail, nous avons choisi d'utiliser pour cela des images déjà recalé et superposé. Nous avons formé avec ces dernières le nombre de 5 couples d'images IRM/TEP (couple 1 et 2, 5), IRM/TDM (couple 3 et 4).



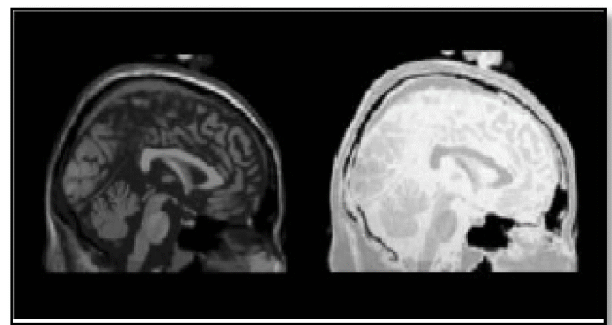
Couple 1



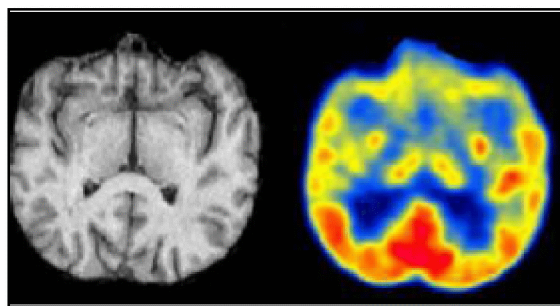
Couple 2



Couple 3



Couple 4



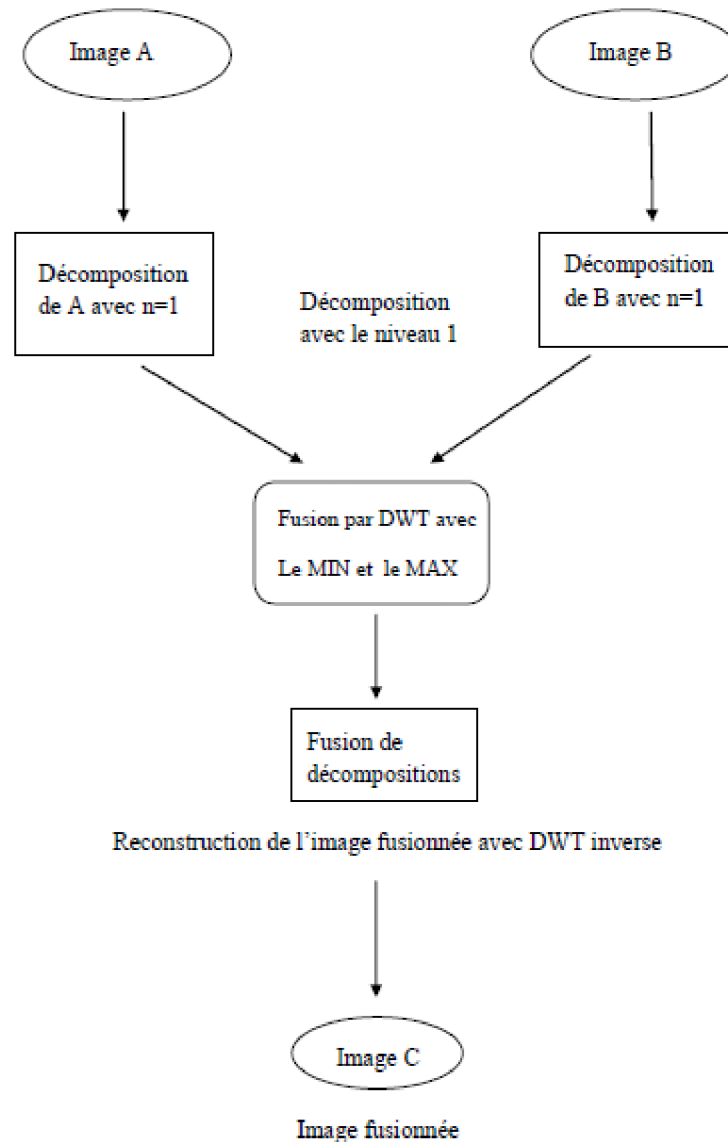
Couple 5

Figure 25 : Les 5 couples d'image

4. les ondelettes utilisées

Nous avons sélectionné plus de 20 ondelettes appartenant à 4 familles différentes (daubechies, Biorthogonal, Reverse Biorthogonal, Coiflets).

Nous allons commencer notre travail en donnant l'organigramme de fusion par ondelette utilisé :



Comme le montre le schéma la fusion par ondelette qu'on a utilisée, s'effectue en 3 étapes : La 1ère consiste à décomposer les deux images (A, B) avec le niveau 1 certaine ondelette.

Après dans la deuxième étape nous allons agir sur les coefficients d'approximation et de détails des deux images (A, B), en appliquant le min pour les images d'approximation et le max pour l'image de détails, afin d'obtenir des nouveaux coefficients qui sont les approximations et les détails de l'image fusionné.

Et la dernière étape La dernière étape consiste à reconstruire l'image fusionnée à partir des nouveaux coefficients obtenus précédemment avec la transformée inverse d'ondelettes.

5. Résultats obtenus

Après avoir effectué une programmation sur MatLab, ou nous avons utilisé un programme qui a servi à avoir le résultat souhaité.

Nous avons réussi à déterminer le niveau de décomposition à travers les résultats obtenus comme le montre la figure 26.

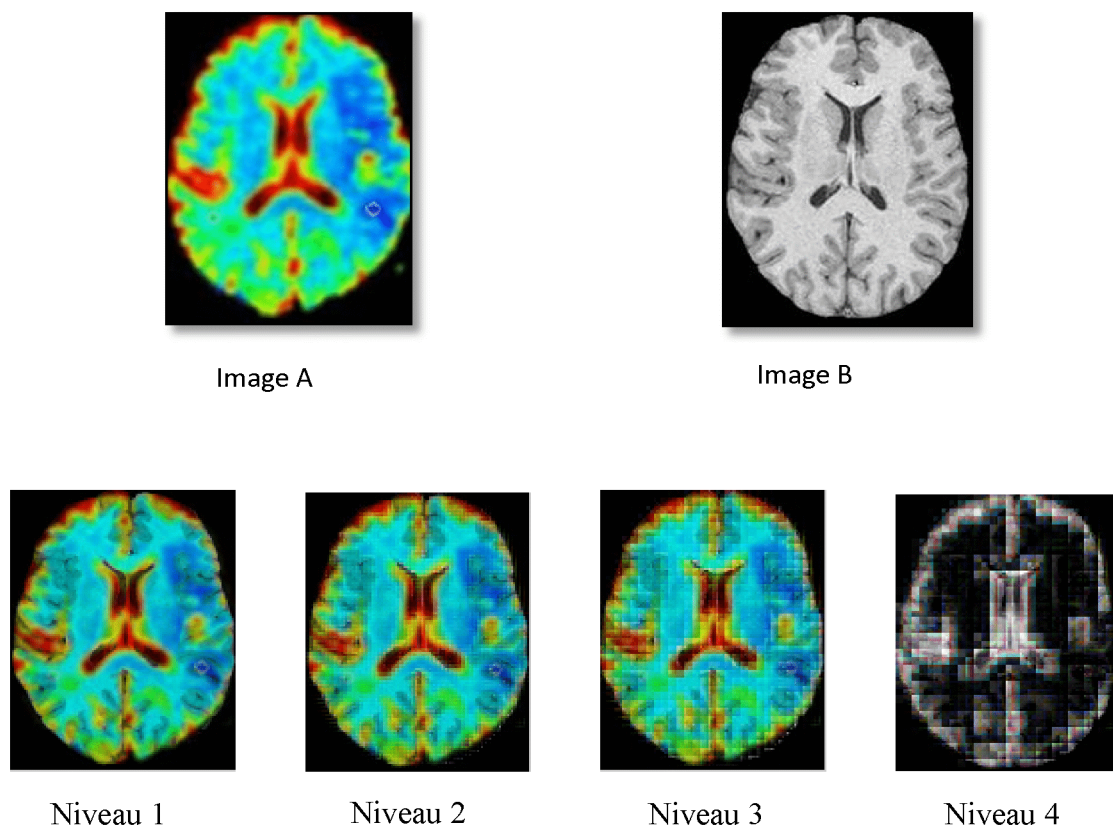


Figure 26 : Fusion avec différents niveaux de décomposition

La figure (26) et programmation effectuée avec les différentes ondelettes nous constatons visuellement que le premier niveau de décomposition donne de meilleur résultat par rapport aux autres niveaux de décompositions.

Après avoir déterminé le meilleur niveau de décomposition nous allons effectuer des programmes avec 4 familles d'ondelettes, dans le but d'en ressortir la meilleure. Et cela en changeant à chaque fois le nom de l'ondelette dans le programme.

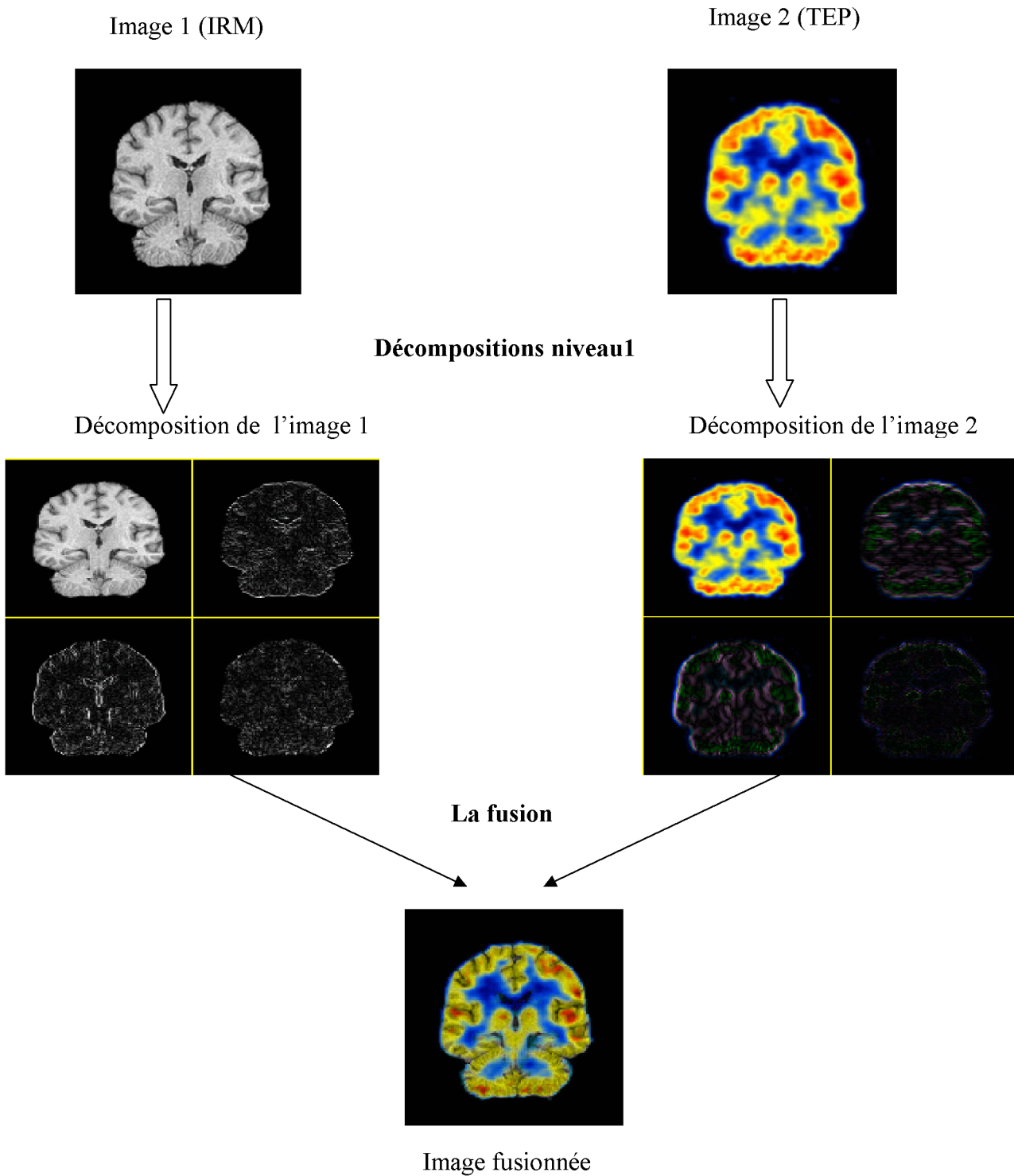


Figure 27 : Exemple de fusion de deux images (TDM/TEP) par ondelette (Rbio2.2)

Nous allons utiliser ces programmations sur le couple d'image C et D (couple 2), afin de déterminer la meilleure ondelette de chaque famille.

Le tableau 2 : il montre les résultats de l'application avec la famille de l'ondelette daubechies sur le couple 2.

	IE	CC	SF	STD	MI
Db1	3.9979	0.9538	17.1469	66.8924	3.2273
Db2	3.9086	0.9545	15.5220	66.6777	3.1673
Db3	3.9086	0.9544	15.5321	66.6787	3.1679
Db4	3.9601	0.9544	14.8809	66.6253	3.2140
Db5	3.9935	0.9548	14.7209	66.6172	3.2487
Db6	4.0227	0.9550	14.6044	66.6029	3.2667
Db7	4.0303	0.9550	14.5578	66.6982	3.2641
Db8	4.0228	0.9550	14.5675	66.5943	3.2478
Db9	3.9688	0.9549	14.5270	66.6383	3.2296
Db10	4.0107	0.9559	14.6396	66.5761	3.2146

Tableau 2 : Les résultats de l'application avec la famille daubechies (couple 2)

Le tableau3: il montre les résultats de l'application avec la famille de l'ondelette Biorthogonal sur le couple 2.

	IE	CC	SF	STD	MI
Bior1.1	3.9979	0.9538	17.1469	66.8224	3.2273
Bior2.4	3.9856	0.9559	14.0829	65.9740	3.2873
Bior2.8	3.9101	0.9563	14.1750	65.9337	3.2734
Bior3.5	3.9101	0.9563	13.6244	66.4477	3.2078
Bior3.7	3.9093	0.9562	13.6431	65.4236	3.2067
Bior4.4	4.0517	0.9563	14.3523	66.8716	3.3173
Bior6.8	4.0113	0.9550	14.3058	66.5140	3.2865

Tableau 3 : Les résultats de l'application avec la famille Reverse Biorthogonal (couple 2)

Le tableau 4 : il montre les résultats de l'application de la famille de l'ondelette Reverse Biorthogonal sur le couple 2.

	IE	CC	SF	STD	MI
Rbio1.1	3.9979	0.9538	17.1469	66.8224	3.2373
Rbio1.3	3.9850	0.9549	14.7348	66.8465	3.2334
Rbio1.5	3.9837	0.9547	14.5951	66.8800	3.2365
Rbio2.2	4.0743	0.9521	17.4151	67.3041	3.2853
Rbio2.4	4.0500	0.9531	16.0044	67.2493	3.2752
Rbio2.8	4.0656	0.9532	15.5924	67.2522	3.2844
Rbio4.4	4.0061	0.9545	15.2363	66.3722	3.2663
Rbio6.8	4.0405	0.9546	14.8397	66.7228	3.2841

Tableau 4 : Les résultats de l'application avec la famille Reverse Biorthogonal (couple 2)

Le tableau 5 : il montre les résultats de l'application de la famille de l'ondelette Coiflets sur le couple 2.

	IE	CC	SF	STD	MI
Coif1	4.0627	0.9547	15.0807	66.6545	3.3163
Coif2	4.0270	0.9549	14.6386	66.6222	3.2958
Coif3	4.2031	0.9549	14.5394	66.6186	3.2914
Coif4	4.0269	0.9549	14.5006	66.6162	3.2865
Coif5	4.0494	0.9549	14.4296	66.6021	3.2700

Tableau 5 : Les résultats de l'application avec la famille Coiflets sur le (couple 2)

Dans les tableaux précédents (2, 3,4 ,5) les ondelettes mises en gras sont sélectionnées pour la suite de cette étude, car elles obtiennent les meilleurs résultats dans la plupart ou la totalité des paramètres utilisés.

Maintenant que nous avons réduit le nombre d'ondelette à 4 (une de chaque famille), nous appliquons ces ondelettes sélectionnées sur l'ensemble de notre base de données, tout en analysant les résultats obtenus pour ne sélectionner à la fin qu'une seule ondelette avec laquelle nous allons travailler dans la suite de ce chapitre.

		IE	CC	SF	STD	MI
Couple 1	Db1	6.8435	0.9285	13.2067	78.8128	5.9593
	Bior4.4	6.8267	0.9295	10.8045	78.9396	6.0354
	Rbio2.2	6.8390	0.9294	13.6577	78.9623	5.9727
	Coif1	6.8307	0.9290	11.3376	78.8350	6.0236
Couple 2	Db1	3.9979	0.9538	17.1469	66.8224	3.2273
	Bior4.4	4.0517	0.9563	14.3523	66.8716	3.3173
	Rbio2.2	4.0743	0.9521	17.4151	67.3041	3.2953
	Coif1	4.0627	0.9547	15.0807	66.6545	3.3163
Couple 3	Db1	4.4488	0.8059	13.0672	47.5076	3.7986
	Bior4.4	4.4785	0.7992	9.8209	47.4850	3.8674
	Rbio2.2	4.4856	0.7979	10.5336	47.6159	3.8300
	Coif1	4.4833	0.7999	10.6909	47.3725	3.8509
Couple 4	Db1	4.3653	0.7612	16.0114	36.8335	3.8551
	Bior4.4	4.3885	0.7574	13.2112	36.7937	3.8577
	Rbio2.2	4.3990	0.7630	15.6826	36.8457	3.8181
	Coif1	4.3953	0.7576	13.8799	36.7520	3.8449
Couple 5	Db1	3.9181	0.9580	16.9739	61.9572	3.6102
	Bior4.4	3.9206	0.9596	14.1363	61.8949	3.6419
	Rbio2.2	3.9446	0.9565	17.2612	62.4117	3.6083
	Coif1	3.9234	0.9590	14.9408	61.6867	3.6354

Tableau 6 : Les résultats des 4 ondelettes testées sur 5 couples d'images

Nous allons calculer la moyenne des résultats de chaque paramètre d'évaluation pour chaque ondelette.

	IE	CC	SF	STD	MI
Db1	4.7129	0.8814	15.2812	58.3867	4.0901
Bior4.4	4.7356	0.8804	12.4650	58.4073	4.1434
Rbio2.2	4.7485	0.8800	15.3000	58.6279	4.1088
Coif1	4.7397	0.8800	13.1859	58.2601	4.1342

Tableau 7 : La moyenne des différents couples d'images (choix d'ondelettes)

Donc d'après le tableau (7) l'ondelette qui a donné les meilleurs résultats est **RBior2.2**, car elle obtient les meilleurs résultats dans la plupart des paramètres (3/5).

Maintenant que nous avons fixé les paramètres pour la fusion d'image par ondelette (ondelette rbior2.2, niveau de décomposition N=1) une comparaison des différentes méthodes implémentées est faite.

Pour ce faire, nous allons appliquer ces différentes méthodes (IHS, DWT, DWT+IHS) sur notre base de données, puis nous analysons les résultats obtenus avec cinq paramètres différents (tableau 8).

Couples d'images	Méthodes	Les paramètres d'évaluations				
		IE	CC	SF	STD	MI
Couple 1	DWT	6.8390	0.9294	13.6577	78.9623	5.9727
	IHS	6.7107	0.9142	10.8409	76.8684	5.9168
	DWT+IHS	6.3499	0.9105	10.4096	57.2750	5.5051
Couple 2	DWT	4.0743	0.9521	17.4151	67.3041	3.2953
	IHS	3.7778	0.9949	14.5739	64.1541	3.2058
	DWT+IHS	3.6819	0.9364	12.7510	42.9438	2.8821
Couple 3	DWT	4.4856	0.7979	10.5336	47.6159	3.8300
	IHS	4.4267	0.7983	9.8293	47.4492	4.0685
	DWT+IHS	4.5299	0.7967	12.6024	47.6149	3.8272
Couple 4	DWT	4.3990	0.7630	15.6826	36.8477	3.8181
	IHS	4.2964	0.7557	12.7820	36.8469	3.8867
	DWT+IHS	4.3939	0.7531	15.6835	36.8357	3.8182
Couple 5	DWT	3.9446	0.9565	17.2612	62.4117	3.6083
	IHS	3.7798	0.9460	14.2592	59.0080	3.6263
	DWT+IHS	3.6087	0.9369	13.3486	42.3754	3.2586

Tableau 8 : Les résultats des trois méthodes testées sur 5 couples d'images

Maintenant nous allons calculer la moyenne de chaque paramètre avec tous les 5 couples d'image et a chaque fois on obtient les résultats suivant :

Méthodes	Les paramètres d'évaluations				
	IE	CC	SF	STD	MI
DWT	4.7485	0.8797	14.9100	58.6279	4.1048
IHS	4.5982	0.8818	12.4570	56.8653	4.1408
DWT+IHS	4.4728	0.8667	12.9570	45.4075	3.8562

Tableau 9: La moyenne des différents couples d'images (choix de méthodes)

5. Discussion

A partir de **tableau 9**, nous déduisons que la méthode par ondelettes (DWT) nous donne les meilleurs résultats par rapport à la méthode IHS et la méthode coopérative. Ce qui confirme déjà que la fusion d'images permet une meilleure lecture des images que si elles sont lues séparément.

A travers notre travail, nous avons conclu à des réponses concrètes en ce qui concerne nos questions posées, à savoir que le 1er niveau de la décomposition nous donne une bonne qualité de l'image fusionné, et aussi l'ondelette Rbio2.2 ressort comme étant la meilleure des ondelettes utilisées.

Conclusion

La qualité des images de fusion dépend du choix des techniques associées à chacune des étapes de la fusion, et ce choix doit se faire en fonction des images que l'on traite mais également du but recherché.

Dans ce travail nous avons fusionné cinq couples d'images médicales. Pour cela, nous avons utilisé trois méthodes distinguées.

La première est basée sur l'utilisation des ondelettes. Nous avons appliqués 4 familles d'ondelettes. La deuxième c'est la méthode IHS qui est basée sur la conversion vers l'espace IHS, et la dernière la méthode coopérative qui associe les deux méthodes citées plus haut (DWT+IHS).

Les résultats issus de la transformée en ondelettes présentent des images à contours lisses. Par contre la méthode IHS préserve mieux l'information spectrale. Pour cela les méthodes coopératives nous permettent d'obtenir des résultats qui réunissent les avantages des deux méthodes précédentes à savoir des structures lisses et un contenu spectral plus riche.

Nous remarquons que la méthode DWT présente de meilleurs résultats par rapport à la méthode IHS. Cependant la combinaison des méthodes DWT et IHS donne des résultats un peu moindre du point de vue critère d'évaluation.

Bibliographie

- [1] **Anne DROMIGNY-BADIN**, « Fusion d'images par la théorie de l'évidence en vue d'applications médicales et industrielles » thèse de doctorat L'INSTITUT NATIONAL DES SCIENCES APPLIQUEES DE LYON 1993
- [2] **Arnaud MARTIN** La fusion d'informations Polycopié de cours ENSIETA - Réf. : 1484 Janvier 2005.
- [3] **BLOCH**, Fusion de données en traitement d'images modèles d'information et décisions, 1994, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, département Images, 46 rue Barrault, 75634 Paris Cedex 13,
- [4] **G. Lecomte** « anlyse d'image radioscopiques et fusion d'informations multimodales pour l'amélioration de contrôle de pièces de fonderie » thèse de doctorat L'INSTITUT NATIONAL DES SCIENCES APPLIQUEES DE LYON 2005.
- [5] **Garguet-Duport B., Chassery J.M.**, Apport d'une représentation multirésolution par ondelettes pour la fusion d'images SPOT multispectrales et d'une image panchromatique, Colloque Temps-Fréquence, Ondelettes et Multirésolution, Lyon, 1994, pp 40.1-40.4
- [6] **M. Lionel VALET** « Un système flou de fusion coopérative: application au traitement d'images naturelles » thèse de doctorat l'UNIVERSITE DE SAVOIE 2001
- [7] **Vincent BARRA** « Modélisation, Classification et Fusion de données biomédicales Applications à l'imagerie du cerveau et des puces à ADN » thèse doctorat, l'Université Blaise Pascal ,2004.
- [8] **Polh C, Van Genderen J.L**, 1998, Multisensor image fusion in remote sensing: concepts, methods and application, International Journal of Remote Sensing, 19(5), P 823-

854. Comprendre la TEP Tomographie par émission de positons au [18F]-FDG en cancérologie, Fédération Nationale des Centres de Lutte Contre le Cancer (FNCLCC)

[9] **P.Jannin ,C.Grova, B.Gibaud** « fusion de données en imagerie médicale : revue méthodologique basée sur le contexte clinique » laboratoire IDM université de Penne 1,2,

[10] Principe et technique de la tomographie par émission de positons (TEP) Article de : Encyclopédie Médico-chirurgicale 35-310-A-10

[11] **Pierre JANNIN** « De la neurochirurgie guidée par l'image, au processus neurochirurgical assisté par la connaissance et l'information » thèse de doctorat, Université de RENNES 1, 2005.

[12] **Christophe Grova** « Simulations réalistes de données de tomographie d'émission monophotonique (TEMP) pour l'évaluation de méthodes de recalage TEMP/IRM utilisant des mesures statistiques de similarité : application dans le contexte de la fusion de données en épilepsie » , thèse de doctorat Université de RENNES, 2002.

[13] **Arnaud MARTIN** « Fusion d'informations haut niveau Application à la classification d'images sonar » ENSIETA / E3I2, EA3876.

[14] **Florence Huet-GUILLEMOT** « fusion d'image segmentation et interprétées – application aux images aériennes » thèse de doctorat, Université de CERGY-PONTOISE.

[15] **Florence Laporterie**, « Représentations hiérarchiques d'images avec des pyramides morphologiques. Application à l'analyse et `a la fusion spatio-temporelle de données en observation de la Terre » thèse de doctorat l'Ecole Nationale Supérieure de l'Aéronautique et de l'Espace, 2002.

[16] **Malandin G., Fernandez-Vidal S., Rocchisani J.M.**, Mise en correspondance d'objets 3D par une approche mécanique : application aux images médicales multimodales, Traitement du Signal, 1994, Vol. 11, No. 6, pp 541-558.

[17] **Polh C, Van Genderen J.L**, 1998, Multisensor image fusion in remote sensing: concepts, methods and application, *International Journal of Remote Sensing*, 19(5), P823-854.

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

[19] **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 SPOTP anchromatic, +936 *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol.57, n°3, P265-303.

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

[21] **M. MOKHTARI** « Fusion des image médicales par bandelette » mémoire de master , Université de Abou Baker Belkaid de TLEMCEN, 2013-2014.

[22] **B. Ouili**, « Fusion des images médicales », Mémoire de master de l'université Abou Bakr Belkaid de Tlemcen, 2012-2013

[23] **BOUKLI HACENE ISMAIL** « Codage d'Images Médicales Par « Curvelet » : Application aux Images IRM » Mémoire de Magister en Electronique biomédicale Université ABOU BEKR BELKAID TLEMCEN 2007

[24] **Ouahione mohand** « compression d'image hyperspectrales par la transformée en Ondelettes en 3D » mémoire de magister, Université Mouloud Mammeri TIZI.OUZOU, 2011.

- [25] **Olivier LE CADET** « Méthodes d'ondelettes pour la segmentation d'images. Applications a l'imagerie médicale et au tatouage d'images » thèse de doctorat, INSTITUT NATIONAL POLYTECHNIQUE DE GRENOBLE 2004.
- [26] **N OUARAB, M ACHIR, N KHETTAL, K GOUMIRI et Y SMARA** « application a l'analyse multirésolution et des méthodes floues pour la fusion et classification des images satellitaires » Université des Sciences et de la Technologie HOUARI BOUMEDIEN. Télédétection, 2003, vol. 3, n° 1, p. 17–31
- [27] **Jorma J. Rissanen ; Glen G. Langdon.** « Arithmetic coding » IBM Journal of Research and Development, 23:149–162, 1979
- [28] **Samia Massout** « Etude comparative de méthode de fusion d'image satellitaire » Laboratoire de traitement d'image et de rayonnement, Faculté Electronique et de L'informatique, Université Houari Boumediene, ALGER 2009.

Wébographie

De la recherche a l'industrie CEA. Dossier : la radioactivité - l'imagerie médicale (les principes et les outils).

[1*] <http://www.cea.fr/> (juin 2015)

Des cours de chimie exclusifs et complets >IRM.

[2*] <http://chimie.sup.pagesperso-orange.fr/>

Imagerie Médicale RIM >IRM.

[3*] <http://www.rim-radiologie.fr/> (avril 2015)

Dossier : scanner.

[4*] <http://lescanner.tpe.free.fr/> (avril 2015)

Magazine SANTE, dossier : médecine >TEP.

[5*] <http://www.futura-sciences.com/> (avril 2015)