

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA
RECHERCHE SCIENTIFIQUE

Université de Mohamed El-Bachir El-Ibrahimi - Bordj Bou Arreridj

Faculté des Sciences et de la technologie

Département Electromécanique

Mémoire

Présenté pour obtenir

LE DIPLOME DE MASTER

FILIERE : Electromécanique

Spécialité : Automatique et Informatique Industrielle

Par

➤ **Benahcene Samia**

Intitulé

Fusion d'image multimodales par la transformée en Ondelettes

Soutenu le : 18 /09/2023

Devant le Jury composé de :

<i>Nom & Prénom</i>	<i>Grade</i>	<i>Qualité</i>	<i>Etablissement</i>
<i>M. BENSIDHOUM Tarek</i>	<i>MCB</i>	<i>Président</i>	<i>Univ-BBA</i>
<i>M.BENGUEDDOUDJ Abdallah</i>	<i>MCB</i>	<i>Encadreur</i>	<i>Univ-BBA</i>
<i>M. BEKKOUCHE Tawfik</i>	<i>MCA</i>	<i>Examineur</i>	<i>Univ-BBA</i>

Année Universitaire 2022/2023

Remerciement

Nous voudrions remercier Allah de nous avoir accordé la santé, le courage, la patience et de nous avoir aidés à terminer ce travail.

Et de nous avoir accordé la volonté durant toutes ces années d'études.

Nous remercions notre encadreur Abdallah Bengueddoudj pour tous ses efforts, ses orientations et assistances pour accomplir ce travail

Nous tenons également à remercier tous les membres de jury d'avoir accepté de juger ce mémoire.

Nous tenons à exprimer nos vifs remerciements à tous les professeurs qui nous ont aidés tout au long de notre cursus universitaire

Aussi, nous tenons à sincèrement remercier tous ceux qui, de près ou de loin, ont contribué à la réussite de ce travail.

Dédicaces

Nous dédions ce modeste travail à de nos très chers parents, frères et sœurs.

À tous les amis et collègues

À tous ceux qui ont collaboré de près ou de loin à ce travail.

Enfin, je souhaite à toute la promotion 2023 un avenir prospère plein de réussite et de succès

Table des matières

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

Chapitre I :Introduction à la fusion d'images

I.1	Introduction :	2
I.2	Fusion d'image :	2
I.3	Types d'images :	2
I.3.1	Définition image :	2
I.3.2	Images en couleurs (Polychromes) :	3
I.3.3	Images binaires (en noir et blanc) :	3
I.3.4	Images aux niveaux de gris (Monochromes) :	4
I.3.5	Image matricielle ou image en pixel (bitmap) :	4
I.3.6	Résolution :	5
I.4	Les modalités d'imagerie :	6
I.4.1	Imagerie par résonance magnétique (IRM) :	6
I.4.2	Imagerie à rayon X (tomodensitométrie (TDM)) :	6
I.5	Domaine d'application :	7
I.5.1	Imagerie aérienne et satellitaire :	7
I.5.2	Imagerie médicale :	8
I.5.3	Imagerie industrielle :	9
I.6	Classification des algorithmes de fusion :	10
I.6.1	Niveau pixel :	11
I.6.2	Niveau caractéristique :	11
I.6.3	Niveau décision :	11
I.7	Evaluation de performance des algorithmes de fusion d'images :	11
I.7.1	Entropie :	12
I.7.2	Ecart type SD :	13
I.7.3	Le critère de fidélité des informations visuelles (VIF) :	13
I.7.4	Mesure de la qualité d'image basée sur la similarité structurelle de fusion (MSSIM) :	14
I.7.5	Mesure objective des performances de fusion d'images (Qab) :	14

Chapite II Techniques de la fusion d'images multimodales

II.1	Introduction :	16
II.2	Méthode de fusion :	17
II.2.1	Méthode de fusion dans le domaine spatial (spatial fusion methods) :	17
II.2.2	Méthode de fusion dans le domaine de transformées :	18
II.3	Fusion dans le domaine d'ondelettes :	19
II.3.1	Transformée de Fourier:	19
II.3.2	Transformée en Ondelettes Discrète :	20
II.3.3	Transformée DWT d'un Signal 1D :	23
II.3.4	Transformée DWT d'un Signal 2D :	25
II.3.5	Limitations des Transformées en Ondelettes Discrètes :	27
II.3.6	Transformées en Ondelettes Complexes Transformée en Ondelette Complexe à Double Arbres (Dual Ttree Complexe Wavelet Transform DTCWT) :	30
II.3.7	Règles de Fusion dans le Domaine d'Ondelettes :	33
<u>chapitre III :Résultats et Discussion</u>		
III.1	Introduction :	37
III.2	Présentation de la base de données :	37
III.3	Résultats et Discussions :	38
III.3.1	Évaluation des résultats pour différents types d'ondelettes :	38
III.3.2	Evaluation des résultats pour différents niveaux de décomposition :	46
III.3.3	Résultat de Fusion Par DTCWT :	50
III.3.4	Résultats de fusion par DTCWT Basée sur La Mesure de Correspondance / importance :	55
III.4	Conclusion :	59
IV.	Conclusion Générale :	61

Liste des figures

Figure I-1 : polychromes.....	3
Figure I-2 : Image binaire (noire et blanc).	4
Figure I-3 : monochromes.....	4
Figure I-4 : Image défini le pixel	5
Figure I-5 : La résolution.	5
Figure I-6 : Image D'IRM.....	6
Figure I-7 : images acquises par radiographie.....	7
Figure I-8 : Exemple de fusion d'images satellitaire et radar.....	8
Figure I-9 : Exemple de fusion d'images médicales. (a) Image CT. (b) Image IRM. (c). Image fusionnée.	9
Figure I-10 : Fusion d'images (a) image avec focus sur fond. (b) image avec focus sur front. (c) L'image fusionnée.....	10
Figure I-11 : Classification des algorithmes de fusion (a) Niveau pixel. (b) Niveau Caractéristique. (c) Niveau de Décision.....	11
Figure I-12 : Evaluation subjective et objective du processus de la fusion d'image.	12
Figure II-1 : Représentation graphique de la transformée de Fourier	20
Figure II-3 : Niveau des compositions en ondelettes	21
Figure II-4 : Fusion de deux images à l'aide de transformées en ondelettes.	22
Figure II-5 : Décomposition 1D du signal à trois niveaux	25
Figure II-5 : La décomposition DWT 2D (1 niveau).	26
Figure II-6 : Décomposition en ondelette de l'image Lena sur 3 niveaux.	27
Figure II-6 : Sensibilité au décalage du DWT 1D.....	28
Figure II-7 : Direction alité du DWT 2D.	29
Figure II-9 Les filtres d'analyse (a) et de synthèse (b) de la DTCWT 1D	31
Figure II-10 : Image du disque circulaire d'entrée.....	32
Figure II-11 : Disque reconstruit aux niveaux 1 à 4 d'une image à l'aide du 2DDTCWT (rangée supérieure) et du 2D-DWT (rangée inférieure).....	32
Figure II-12 : DTCWT.....	33
Figure III-1 : Les différentes paires d'images multimodales utilisées	37
Figure III-2 : Images fusionnées obtenues avec différents types d'ondelettes/Règles de fusion pour la paire A d'images multimodales	40
Figure III-3 : Images fusionnées obtenues avec différents types d'ondelettes/Règles de fusion pour la paire B d'images multimodales.	42
Figure III-4 : Images fusionnées obtenues avec différents types d'ondelettes/Règles de fusion pour la paire C d'images multimodales	44
Figure III-5 : Images fusionnées obtenues avec différents types d'ondelettes/Règles de fusion pour la paire D d'images multimodales.	45
Figure III-6 : Images fusionnées pour différents des niveaux de décomposition (Paire A)	47
Figure III-7 : Images fusionnées pour différents des niveaux de décomposition (Paire B)	48
Figure III-8 : Images fusionnées pour différents des niveaux de décomposition (Paire C)	49
Figure III-9 : Images fusionnées pour différents des niveaux de décomposition (Paire D)	50

Liste des figures

Figure III-10 : Images fusionnées pour différents des niveaux de décomposition de DTCWT (Paire A).....	52
Figure III-11 : Images fusionnées pour différents des niveaux de décomposition de DTCWT (Paire B).....	53
Figure III-12 : Images fusionnées pour différents des niveaux de décomposition de DTCWT (Paire C).....	54
Figure III-13 : Images fusionnées pour différents des niveaux de décomposition de DTCWT (Paire D).....	55
Figure III-14 : Les images fusionnées résultantes par DTCWT / MCI (Paire A)	56
Figure III-15 : Les images fusionnées résultantes par DTCWT / MCI (Paire B).....	57
Figure III-16 : Les images fusionnées résultantes par DTCWT / MCI (Paire C).....	58

Liste des tableaux

Tableau III-1 : Résultats quantitative pour les différentes règles de fusion/types d'ondelettes appliquer sur la Paire A d'images multimodales.....	39
Tableau III-2 : Résultats quantitative pour les différentes règles de fusion/types d'ondelettes appliquer sur la Paire B d'images multimodales.	41
Tableau III-3 : Résultats quantitative pour les différentes règles de fusion/types d'ondelettes appliquer sur la Paire C d'images multimodales.	43
Tableau III-4 : Résultats quantitative pour les différentes règles de fusion/types d'ondelettes appliquer sur la Paire D d'images multimodales.	44
Tableau III-5 : Résultats quantitative pour différents niveaux de décomposition appliquer sur la Paire A d'images multimodales	46
Tableau III-6 : Résultats quantitative pour différents niveaux de décomposition appliquer sur la Paire B d'images multimodales.....	48
Tableau III-7 : Résultats quantitative pour différents niveaux de décomposition appliquer sur la Paire C d'images multimodales.....	49
Tableau III-8 : Résultats quantitative pour différents niveaux de décomposition appliquer sur la Paire D d'images multimodales	50
Tableau III-9 Résultats quantitative pour différents niveaux de décomposition de DTCWT appliquer sur la Paire A d'images multimodales	51
Tableau III-10 : Résultats quantitative pour différents niveaux de décomposition de DTCWT appliquer sur la Paire B d'images multimodales	52
Tableau III-11 : Résultats quantitative pour différents niveaux de décomposition de DTCWT appliquer sur la Paire C d'images multimodales	53
Tableau III-12 Résultats quantitative pour différents niveaux de décomposition de DTCWT appliquer sur la Paire D d'images multimodales.....	54
Tableau III-13 : Résultats quantitative des images fusionnées par DTCWT / MCI (Paire A)	56
Tableau III-14 : Tableau III-13 : Résultats quantitative des images fusionnées par DTCWT / MCI (Paire B).....	56
Tableau III-15 : Tableau III-13 : Résultats quantitative des images fusionnées par DTCWT / MCI (Paire C).....	57
Tableau III-16 : Tableau III-13 : Résultats quantitative des images fusionnées par DTCWT / MCI (Paire D).....	58

Liste des abréviations

RVB :	Rouge, vert et bleu.
Bpp :	bit par pixel.
Ppp :	pixels par pouce.
IRM :	Imagerie par résonance magnétique.
RMN :	résonance magnétique nucléaire.
TIR :	thermographie infrarouge.
En :	Entropie.
SD :	Déviation Standard.
VIF :	Visual Information Fidelity.
HVS :	Système Visuel Humain.
MSSIM :	Fusion Structural Similarity Based Image Quality Measurement.
Qab :	Objective image fusion performance measure.
DME :	décomposition multi-échelles.
ACP :	analyse en composantes principales.
TCD :	Transformée en cosinus discrète.
IDCT :	Inverse Discrete Cosine Transform.
SWT :	Transformée en ondelettes stationnaire.
DWT :	Transformée en ondelettes discrètes.
DFT :	Transformée de Fourier discrète.
LL :	Low Low.
HL :	High Low.
LH :	Low High.
HH :	High High.
WP :	Wavelet Packet.
DTCWT :	Transformées en Ondelettes Complexes à Double Arbres.
Max :	Maximum.
Min :	Minimum.
Mean :	Moyenne.
Db :	Daubechies.
Sym :	Symlet.
Coif :	Coiflets.

Liste des abréviations

Introduction

Générale :

Introduction générale

L'avancée constante des technologies d'imagerie a conduit à la production d'une multitude de données visuelles provenant de sources diverses et variées. Ces données comprennent des images capturées par des capteurs de différentes modalités, chacune offrant des informations uniques sur la scène observée. Cependant, pour de nombreuses applications, une seule modalité d'image ne suffit pas à fournir une vision complète et précise de la réalité. C'est ici que la fusion d'images entre en jeu. La fusion d'images vise à combiner les avantages de différentes modalités d'images, résultant en des données plus riches et informatives.

Dans cette exploration de la fusion d'images, nous plongerons dans les fondements de cette technique puissante et examinons en détail les techniques de fusion d'images multimodales. Alors que la fusion d'images peut être appliquée dans une variété de domaines, des applications en télédétection à la médecine en passant par la surveillance, nous nous concentrerons particulièrement sur la fusion d'images provenant de sources multimodales. Cette approche offre des opportunités inestimables pour améliorer la qualité, la résolution et l'information contextuelle des images, ouvrant ainsi la voie à de nouvelles perspectives en termes d'analyse et de prise de décision.

Nous explorerons dans ce mémoire les concepts fondamentaux de la fusion d'images, les raisons qui motivent son utilisation et les défis qu'elle tente de relever. Nous aborderons ensuite de manière approfondie les techniques de fusion d'images multimodales, en mettant en lumière les approches clés et les méthodes couramment utilisées pour intégrer les informations provenant de sources différentes, y compris les transformées en ondelettes. Grâce à cette étude, nous espérons fournir une compréhension solide des principes de la fusion d'images et éclairer la manière dont les techniques de fusion d'images multimodale enrichissent la capacité à interpréter et à exploiter le monde visuel qui nous entoure.

Chapitre I

Introduction à la fusion
d'images

I.1 Introduction :

Depuis quelques années, l'intégration de données a été mise en œuvre dans les secteurs du traitement du signal 1d et 2d, de l'automatisation et de la prise de décision. Dès les premiers temps du développement des nouvelles et multiples méthodes d'imagerie, l'idée de fusionner les diverses images d'un même objet ou d'une même scène a suscité un intérêt et une utilité notables, s'appliquant à de nombreux domaines. Au sein de ce chapitre, notre attention se porte sur la présentation des concepts en lien avec la fusion d'images. Nous y abordons sa définition, ses avantages et les diverses approches qui lui sont associées[1].

I.2 Fusion d'image :

Dans le domaine du traitement d'images, l'objectif de la fusion d'informations est de combiner les images provenant de sources distinctes afin d'améliorer la compréhension de l'objet observé. L'expression "fusion d'images" est souvent utilisée de manière interchangeable avec "combinaison d'images" ou "superposition d'images". La fusion d'images implique l'agrégation d'images provenant de diverses origines dans le but de créer de nouvelles images qui intègrent une richesse accrue d'informations. Cette approche permet de générer une nouvelle image préservant une partie des données contenues dans chacune des images de départ. L'objectif final est de créer une image fusionnée plus enrichie que les images sources d'origine. Les données à fusionner peuvent émaner de multiples capteurs, qu'il s'agisse de capteurs variés dans une même scène (multimodaux ou multi-capteurs), d'images capturées à différents moments par un même capteur (multi temporelles) ou encore d'une même scène captée simultanément par un capteur sous divers angles ou conditions (multi-vues). Diverses approches sont disponibles pour accomplir cette fusion d'images, chacune se distinguant par sa manière de mettre en avant des caractéristiques particulières des images d'origine. [1]

I.3 Types d'images :

I.3.1 Définition image :

Une image se manifeste en tant que représentation visuelle d'un objet, réalisée à travers diverses expressions artistiques telles que la sculpture, la photographie, le dessin, le cinéma, et autres. Parallèlement, elle constitue un agencement organisé d'éléments d'information qui, lorsqu'ils sont affichés à l'écran, acquièrent une signification perceptible pour l'observateur humain. Sur un plan mathématique, une image peut être appréhendée comme un signal

bidimensionnel qui est formalisé au moyen d'une fonction $I(x, y)$, dans laquelle les variables x et y désignent les coordonnées spatiales d'un point (ou pixel) au sein de l'image [2].

I.3.2 Images en couleurs (Polychromes) :

Elle est créée en mélangeant trois couleurs fondamentales : Rouge, vert et bleu (RVB). Chaque couleur est encodée sous la forme d'une image en niveaux de gris, avec des valeurs allant de 0 à 255. Lorsque $R = V = B = 0$, la couleur obtenue est un noir absolu, tandis que lorsque $R = V = B = 255$, la couleur est un blanc pur. La manière de représenter les images en couleur peut se faire de deux façons principales : soit en utilisant une seule image où la valeur de chaque pixel est une combinaison linéaire des valeurs des trois composantes couleur, soit en utilisant trois images distinctes, chacune représentant une composante couleur. En général, deux types d'images sont couramment distingués :

- Images en 24 bits.
- Images en palettes. [2]



Figure I-1 : polychromes

I.3.3 Images binaires (en noir et blanc) :

Les images binaires se présentent comme les plus élémentaires. Dans ce format, il devient réalisable de représenter des images en seulement deux couleurs : le noir et le blanc. Ce mode exploite une unique couche. Le codage se fait à 1 bit par pixel (bpp), offrant deux options : $[0; 1]$ où le 0 correspond à un pixel noir et le 1 à un pixel blanc. Par conséquent, le niveau de gris est encodé sur un unique bit [2].

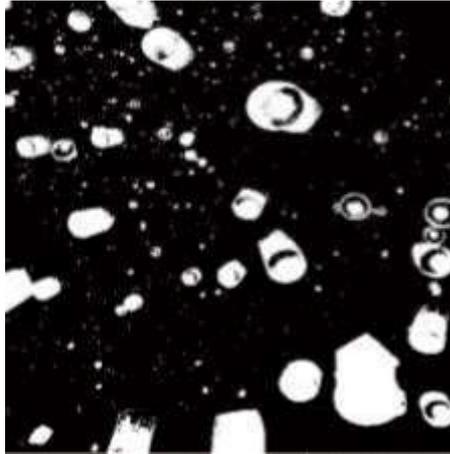


Figure I-2 : Image binaire (noire et blanc). [3]

I.3.4 Images aux niveaux de gris (Monochromes) :

Le niveau de luminosité à un point donné constitue sa valeur de gris. La teinte du pixel peut varier depuis le noir jusqu'au blanc, en englobant divers degrés intermédiaires. Ainsi, pour illustrer des images en niveaux de gris, il est envisageable d'assigner à chaque pixel de l'image une valeur correspondant à l'intensité lumineuse reflétée [2]. Cette valeur peut osciller, par exemple, entre 0 et 255. Par conséquent, chaque pixel n'est plus représenté par un seul bit, mais par un octet.



Figure I-3 : image monochromes [3]

I.3.5 Image matricielle ou image en pixel (bitmap) :

Une image matricielle correspond à une représentation point par point. Le système de codage le plus couramment adopté implique de décomposer la représentation visuelle, c'est-à-dire l'image, en une série de points élémentaires définis par leurs positions spatiales et leurs teintes. [4]

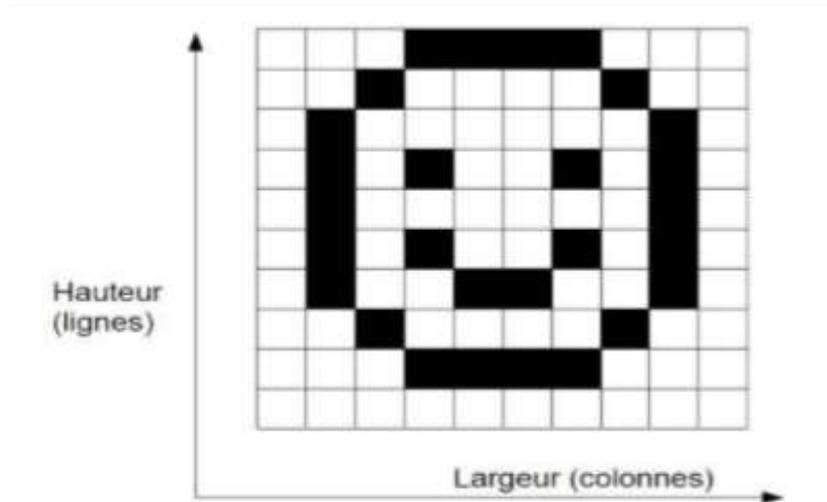


Figure I-4 : Image défini le pixel [3].

I.3.6 Résolution :

La résolution représente la quantité de pixels pour chaque unité de longueur. Habituellement exprimée en ppp (pixels par pouce) ou en dpi (points par pouce), parfois en points par cm, la résolution détermine essentiellement la clarté d'une image ainsi que sa qualité de rendu à l'écran. Il est bon de noter que 1 pouce équivaut à 2,54 cm. Une résolution plus élevée (c'est-à-dire davantage de pixels dans un espace d'une longueur d'un pouce) engendre une précision accrue des détails dans votre image [3].



Figure I-5 : La résolution d'une image.

I.4 Les modalités d'imagerie :

I.4.1 Imagerie par résonance magnétique (IRM) :

L'IRM représente une méthode qui permet d'acquérir une perspective en 2D, 3D ou même 4D (3D + temps) d'une section du corps. L'imagerie par résonance magnétique (IRM) s'avère être un outil essentiel pour diagnostiquer et suivre l'évolution de diverses affections corporelles, grâce à sa facilité d'utilisation et à la précision des informations qu'elle délivre. L'IRM se positionne comme une technique non invasive d'imagerie médicale, permettant l'étude en temps réel de différentes parties du corps, incluant le cerveau, la moelle épinière et les muscles. Elle repose sur les principes de la résonance magnétique nucléaire (RMN). [3]

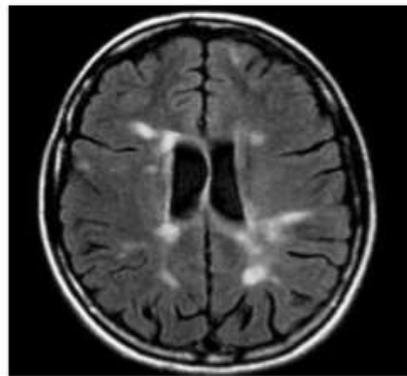


Figure I-6 : Image IRM

I.4.2 Imagerie à rayon X (tomodensitométrie (TDM)) :

La tomodensitométrie (TDM), dite aussi scanographie, tomographie axiale calculée par ordinateur (TACO), CT-scan (CT : computed tomography), CAT-scan (CAT : computer-assisted tomography)), est une technique d'imagerie médicale qui s'appuie sur les mesures de transmission des rayons X, à différents angles autour de l'objet examiné. L'origine du mot 'tomographie vient du mot grec 'tumos' signifiant 'tranche' ou 'section' et 'graphe' signifiant 'dessin'. Cette modalité radiologique fournit des données cliniques qui peuvent aider à détecter une grande variété d'anomalies ou de maladies. Le CT scan est un examen hautement spécialisé utilisé pour observer les organes internes, offrant une vue extrêmement précise des zones spécifiques du corps. C'est l'un des principaux dispositifs d'imagerie médicale [3]. Les scanners CT peuvent être utilisés pour identifier une maladie ou une blessure dans diverses parties du corps. CT est devenue un outil d'examen utile pour détecter d'éventuelles tumeurs ou lésions dans l'abdomen. Une tomodensitométrie du cœur peut être ordonnée lorsque l'on soupçonne divers types de maladies cardiaques ou d'anomalies. La tomodensitométrie du cerveau peut être utilisée pour fournir plus de détails sur les blessures, les tumeurs et dans la détection des caillots

conduisant à un accident vasculaire cérébral. Nous pouvons aussi visualiser les poumons afin de détecter des tumeurs, d'embolies pulmonaires (caillots sanguins), d'excès de liquide et d'autres affections. Un scanner est particulièrement utile lors de l'imagerie des fractures osseuses complexes, ou des tumeurs osseuses, car il produit généralement plus de détails par rapport à une radiographie conventionnelle. Cette dernière donne une image bidimensionnelle des corps, tandis que les scanners CT donnent une vue en coupe transversale du corps.



Figure I-7 : images acquises par radiographie

I.5 Domaine d'application :

L'intégration d'images devient pertinente lorsque plusieurs prises de vue du même "objet" (dans un sens général) sont effectuées et nécessitent une analyse. Les débuts de l'intégration d'images ont eu lieu en utilisant des images provenant de satellites et d'aéronefs, puis se sont étendus aux images qualifiées de "naturelles", capturées en lumière visible, notamment dans les domaines biomédicaux et industriels. [1]

I.5.1 Imagerie aérienne et satellitaire :

C'est le tout premier domaine dans lequel les méthodes de fusion d'images ont été établies. Les premières applications ont eu une utilisation militaire. La fusion a été élaborée dans le but de permettre la reconnaissance d'objets, la poursuite de cibles et la surveillance des champs de bataille. Le commandant en chef dispose d'une multitude de sources d'informations, telles que le radar, le laser, l'infrarouge et le visible. L'objectif de la fusion est de rapidement et efficacement combiner toutes ces informations pour offrir un soutien à la prise de décision aux stratèges.

D'autres applications de la fusion d'images ont récemment émergé grâce aux avancées des techniques d'imagerie par satellite et par avion. Ces images sont souvent multispectrales, signifiant que le satellite est capable de capturer des images de la même zone géographique dans

différentes conditions à l'aide de capteurs variés. Par exemple, les canaux XS1, XS2 et XS3 du satellite SPOT fournissent des images pouvant être facilement fusionnées.

Les applications de la fusion en imagerie satellitaire et aérienne automatisent un ensemble de tâches en climatologie et en prédiction des récoltes, pour ne citer que celles-ci. [1]

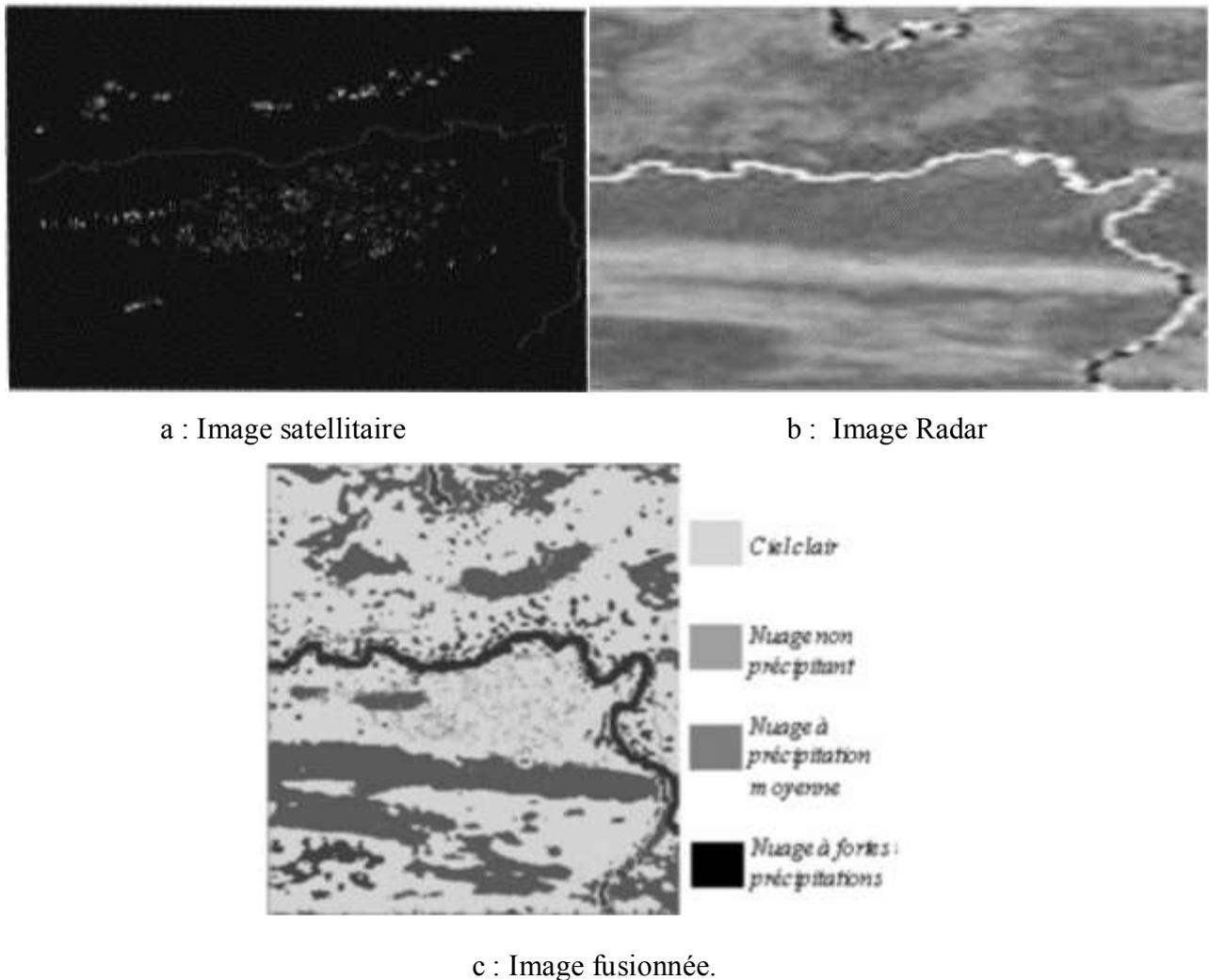


Figure I-8 : Exemple de fusion d'images satellitaire et radar

I.5.2 Imagerie médicale :

Dans le domaine médical, le professionnel de la santé dispose d'un nombre croissant d'images issues de diverses modalités d'imagerie (telles que la radiographie, l'échographie, TDM, IRM, la tomographie par émission de positons et l'imagerie nucléaire). Son défi consiste à synthétiser toutes ces informations en vue d'établir un diagnostic aussi fiable, précis et exact que possible. En général, il les examine et les intègre mentalement afin de former une représentation cohérente de l'organe en question, facilitant ainsi sa prise de décision. Cependant, la comparaison entre ces images s'avère souvent complexe, car elles peuvent présenter des différences de taille,

de résolution spatiale, de contraste et de perspective sur l'organe examiné. De plus, en raison des propriétés physiques propres à chaque modalité d'imagerie, les structures visualisées peuvent varier considérablement. Prenant l'exemple de la fusion des images IRM et CT, il est clair que les tissus mous sont mieux visualisés dans l'image IRM que dans l'image CT. Ainsi, l'image IRM est couramment utilisée pour visualiser des tissus mous pathologiques tels que les tumeurs cérébrales. Cependant, la précision spatiale de l'image IRM pour la localisation (la localisation de l'os de tissu en chirurgie stéréotaxique) est très faible et peut entraîner des changements géométriques et des effets de distorsion. D'autre part, l'imagerie CT offre une excellente visualisation des tissus durs. La fusion des images CT et IRM peut donc être utilisée pour éliminer les distorsions géométriques présentes dans l'image IRM et fournit les informations importantes des deux modalités, avec la position relative du tissu mou par rapport à la structure osseuse.

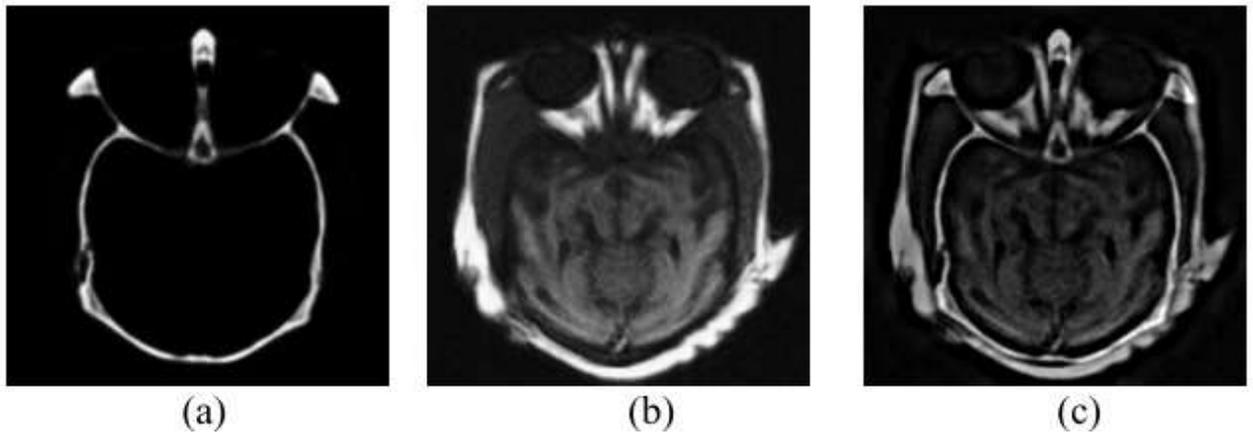


Figure I-9 : Exemple de fusion d'images médicales. (a) Image CT. (b) Image IRM. (c) Image fusionnée.

I.5.3 Imagerie industrielle :

La fusion d'images est utilisée dans de nombreux applications industrielles. En robotique, les informations fusionnées sont utilisées pour estimer la position et l'orientation [31] ainsi pour éviter les collisions et suivre la trajectoire prédéfinie. De plus, la fusion d'images est utilisée dans l'industrie pour la surveillance des usines, des lignes de production et la détection des défauts des produits pour un meilleur contrôle de qualité. Un exemple concret est la fusion d'images multifocus en robotique. Son objectif est d'augmenter la profondeur de champ des objectifs utilisés dans les systèmes d'acquisition d'images. Souvent, lors de l'observation des images d'entrée, il est impossible de mettre au point tous les objets sur une seule image. Pour résoudre ce problème, plusieurs images de la même scène sont prises avec différents points de focalisation,

puis elles sont combinées en une seule image composite contenant les objets ciblés de toutes les images d'entrée.

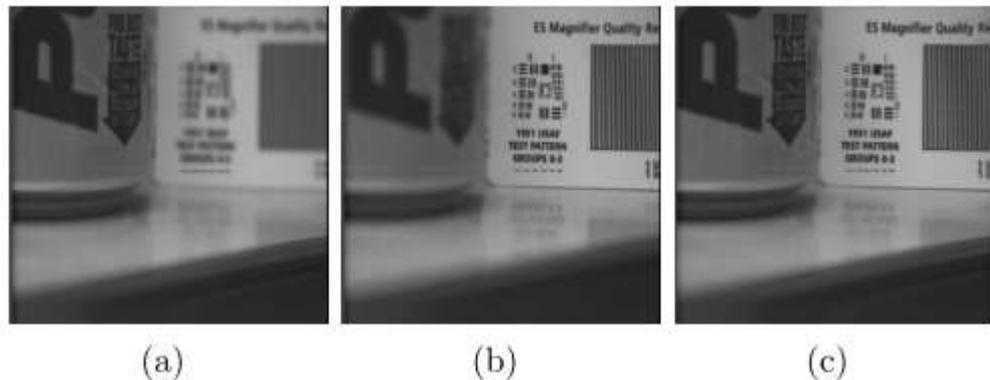


Figure I-10 : Fusion d'images (a) image avec focus sur fond. (b) image avec focus sur front. (c) L'image fusionnée.

La figure I-10 montre un exemple de fusion d'images multifocus. Le but est d'augmenter la profondeur de champ des lentilles optiques utilisées dans les systèmes d'acquisition d'images. En observant les images d'entrée dans les figure I-10 (a) et figure I-10 (b), il est souvent impossible de focaliser (mise au point) tous les objets sur une image unique. Pour résoudre ce problème, il suffit de collecter plusieurs images de la même scène mais avec différents points de focalisation et de les combiner en une seule image composite qui contient les objets ciblés de toutes les images d'entrée.

I.6 Classification des algorithmes de fusion :

On se basant sur les niveaux de fusion, la fusion d'images peut être effectuée à trois niveaux de traitement différents : Pixel , Caractéristique et Décision comme illustre la figure I-11

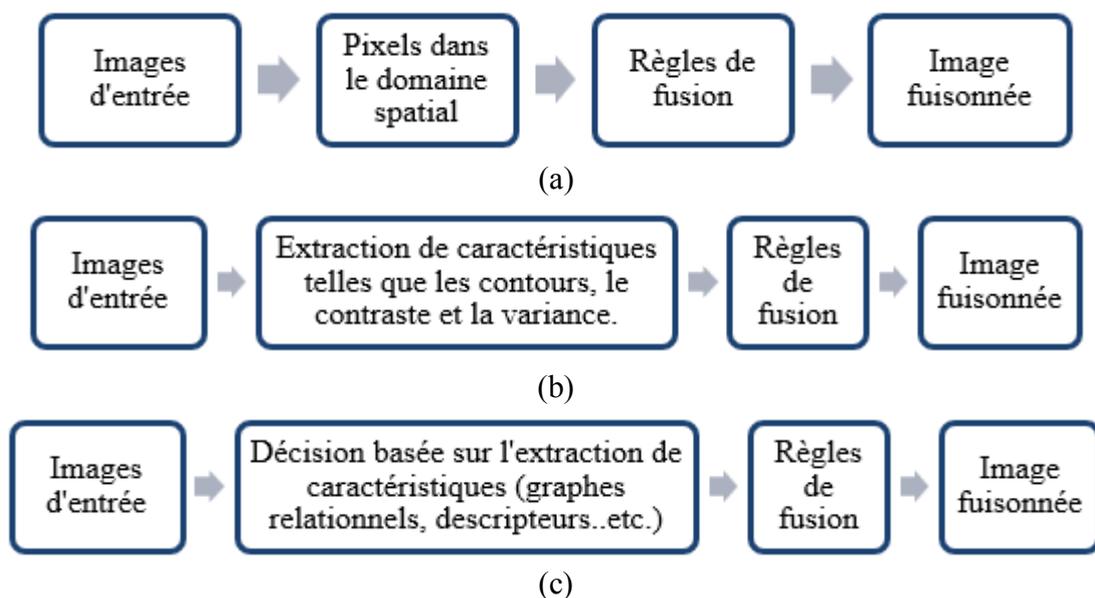


Figure I-11 : Classification des algorithmes de fusion (a) Niveau pixel. (b) Niveau Caractéristique. (c) Niveau de Décision.

I.6.1 Niveau pixel :

La fusion au niveau de pixel consiste à amalgamer les données non traitées de diverses images sources en une unique image. Dans ce type de fusion, le pixel résultant est obtenu à partir d'un groupe de pixels provenant des différentes entrées. L'avantage principal de la fusion au niveau de pixel réside dans l'intégration directe des mesures originales, qui sont directement engagées dans le processus de fusion. [6]

I.6.2 Niveau caractéristique :

La fusion au niveau des attributs englobe la combinaison d'attributs tels que les contours ou la texture, tandis que la fusion au niveau de la décision implique la consolidation des conclusions formulées par plusieurs experts. En d'autres mots, la fusion au niveau des fonctionnalités implique l'extraction préalable de diverses caractéristiques à partir des données sources avant de procéder à la fusion des éléments. [6]

I.6.3 Niveau décision :

la fusion au niveau décision ou de l'interprétation au niveau de décision utilise la description de l'image, telles que les graphes relationnels, les cartes de région (region maps), les descripteurs et la logique floue , dérivées des images sources. Ces dernières sont traitées individuellement pour obtenir des décisions et par la suite, les décisions sont combinées en se basant sur un ensemble de règles. [6]

I.7 Evaluation de performance des algorithmes de fusion d'images :

L'évaluation des performances des algorithmes de fusion comporte deux volets : une évaluation qualitative, qui est une évaluation subjective, et une évaluation quantitative, qui est une évaluation objective. L'approche qualitative implique une analyse visuelle de l'image fusionnée, offrant simplicité et intuitivité. De plus, elle présente de nombreux avantages, notamment la capacité à détecter des distorsions, des anomalies, des ombres et des pertes de clarté dans l'image fusionnée. En conséquence, cette méthode subjective est souvent préférée pour comparer les images fusionnées. La Figure 27 illustre le processus d'évaluation subjective de la fusion, réalisé en comparant les images entre elles ou en effectuant des tâches orientées

visuellement. Cependant, il est important de noter que cette approche est coûteuse en termes de temps, d'efforts et d'équipement nécessaires pour effectuer ces évaluations.

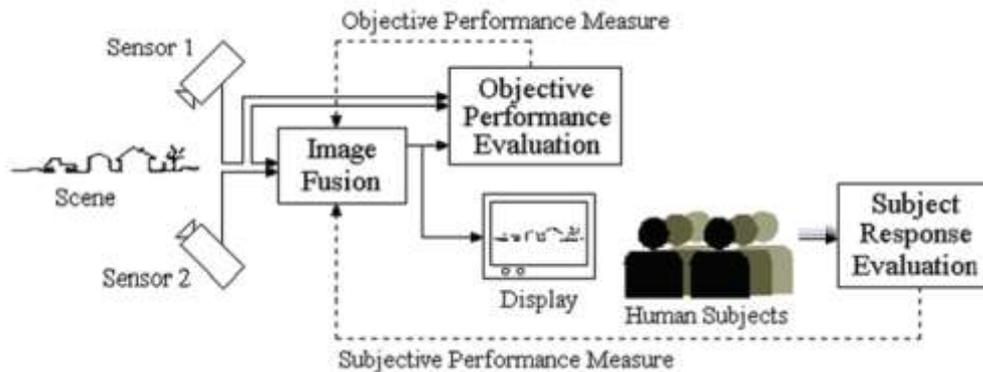


Figure I-12 : Evaluation subjective et objective du processus de la fusion d'image.

L'évaluation quantitative offre une méthode de comparaison alternative qui est fortement souhaitable, car elle évite le recours à des jugements subjectifs et se base plutôt sur des critères d'évaluation objectifs. Ces critères d'évaluation peuvent être regroupés en deux principales catégories : la première, appelée "Full Reference", requiert la présence d'une image de référence, tandis que la deuxième catégorie, nommée "No-Reference", n'exige pas d'image de référence. Les critères d'évaluation "Full Reference" se basent sur les images d'origine en tant que référence. Dans la littérature, l'image de référence est souvent désignée sous le nom de "vérité-terrain" (ground truth image). Cette image est caractérisée par son contenu et sa qualité d'information supérieurs et elle est également disponible dans certaines applications.

I.7.1 Entropie :

L'entropie traduit la quantité d'informations présente dans l'image fusionnée. EN a été utilisée par Rajiv et al. [4] pour mesurer les performances de la fusion d'images. L'entropie d'une image est donnée par :

$$EN = - \sum_{i=0}^{L-1} p_i \log_2 (p_i) \quad (0.1)$$

Où, L est le nombre de niveaux de gris dans l'image, p_i est la probabilité d'apparition du niveau de gris i . En pratique, la probabilité p_i est approchée par un comptage statistique, ce qui conduit évidemment à des approximations de la quantité d'informations. Sur une image, on peut calculer la quantité d'informations moyenne en effectuant une moyenne arithmétique pondérée des

quantités d'information apportées par chaque niveau (avec des coefficients p_i). Une valeur d'entropie plus élevée traduit l'efficacité de l'algorithme de fusion d'images pour préserver le contraste d'une image.

I.7.2 Ecart type SD :

La déviation standard est la valeur obtenue en effectuant la racine carrée de la variance des niveaux de gris présents dans l'image fusionnée. Elle permet de quantifier l'amplitude des variations de niveaux de gris. [4]

$$STD = \left(\frac{1}{M \times N} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (F(n, m) - \mu)^2 \right)^{1/2} \quad I.2$$

I.7.3 Le critère de fidélité des informations visuelles (VIF) :

VIF est une métrique d'évaluation de la qualité d'image de type référence (Full-Reference). Elle est basée sur des statistiques de scènes naturelles (Natural Scene Statistics NSS) et la notion d'information d'image extraite par le système visuel humain (SVH). La qualité visuelle de l'image déformée doit se rapporter à la quantité d'informations extraite par le SVH de l'image test par rapport aux informations de l'image référence. Si la quantité d'informations extraite est proche de l'information d'image de référence, la qualité visuelle de l'image déformée est très élevée car aucune perte d'information ne s'est produite dans le canal de distorsion.

La valeur de VIF est obtenue par la division des deux mesures d'information. Dans [5], Han et al ont développé un nouvel algorithme pour calculer la valeur de VIF pour un système de fusion d'images avec deux images d'entrée. La valeur minimale du VIF est zéro. En outre, VIF est égal à l'unité (1) lorsque l'image déformée est identique à l'image de référence. VIF prend des valeurs comprises entre 0 et 1 pour la majorité des déformations qui entraînent une perte d'information dans le canal de distorsion. VIF peut capturer des améliorations dans la qualité de l'image. Parfois VIF prend des valeurs supérieures à 1 si on applique des opérations comme l'amélioration du contraste. C'est une propriété remarquable de VIF qui la distingue des autres métriques d'évaluations de la qualité de l'image. La plupart des autres métriques supposent que l'image de référence est de qualité "parfaite" et ne quantifie que la perte de qualité de l'image test. La mesure VIF réussit également à prédire la perte de qualité dans des régions spécifiques de l'image. Cela comprend les artefacts.

I.7.4 Mesure de la qualité d'image basée sur la similarité structurelle de fusion (MSSIM)

:

L'indice SSIM, proposé par Wang et Bovik [6], est utilisé pour indiquer la similitude des informations de structure présentées dans les deux images comparées. Le SSIM des deux images A et B est défini comme suit :

$$SSIM(A, B) = \frac{(2\mu_A\mu_B + C_1)(2\sigma_{AB} + C_2)}{(\mu_A^2 + \mu_B^2 + C_1)(\sigma_A^2 + \sigma_B^2 + C_2)} \quad (0.2)$$

Où μ est la valeur moyenne de l'intensité de l'image, σ est l'écart-type de l'image utilisé comme estimation du contraste des images A et B, C_1 et C_2 sont des constantes incluses pour assurer la stabilité des petits dénominateurs. Cependant, le SSIM est une approche de full-référence qui nécessite la présence d'une image de référence complète. Cette limitation est surmontée en calculant séparément la quantité d'informations de structure transférées de chacune des images sources vers l'image fusionnée, $SSIM(F, A)$ et $SSIM(F, B)$. Ensuite, l'indice *MSSIM* pour l'image fusionnée avec deux images sources est calculé par :

$$MSSIM(A, B) = \frac{SSIM(F, A) + SSIM(F, B)}{2} \quad (0.3)$$

Où A, B sont les images d'entrée et F est l'image fusionnée.

I.7.5 Mesure objective des performances de fusion d'images (Qab) :

Cette métrique évalue la qualité des informations visuelles obtenues suite à la fusion des images d'entrée, tout en facilitant la comparaison de divers algorithmes de fusion. Les résultats expérimentaux mettent en évidence la signification perceptive de cette métrique. Avec l'essor des systèmes multi capteurs dans des domaines tels que la télédétection, la fusion d'images au niveau pixel a gagné en importance, entraînant la création de nombreux algorithmes de fusion aux caractéristiques variées. Cependant, l'évaluation des performances de fusion repose souvent sur des tests subjectifs de préférence, ne faisant pas appel à des mesures objectives. Pour combler cette lacune, les chercheurs établissent un cadre de mesure des performances qui permet de quantifier le processus de fusion et de comparer divers systèmes de fusion au niveau pixel. Les résultats obtenus avec cette métrique concordent avec les scores de tests subjectifs informels, validant ainsi son importance perceptive. La mesure de fusion se focalise sur la conservation des informations visuelles « importantes » grâce à la fusion au niveau pixel. Des études sur le système visuel humain soutiennent l'association d'informations cruciales avec les détails « de

bord » dans les images. Cette mesure évalue le transfert d'informations de bord des images d'entrée aux images fusionnées, ce qui permet d'évaluer les performances de fusion. [7]

Chapitre II

Techniques de la fusion des images
multimodales

II.1 Introduction :

Les méthodes de fusion d'images se divisent principalement en deux approches : celles qui opèrent dans le domaine spatial et celles qui reposent sur des transformations. Parmi les méthodes spatiales, on retrouve des techniques telles que la manipulation de la saturation et de l'intensité, l'analyse en composantes principales (ACP), les combinaisons arithmétiques ainsi que la méthode Brovey, toutes largement employées. Ces approches, simples à mettre en œuvre, améliorent la cohérence spatiale de l'image fusionnée. À titre d'exemple, la fusion spatiale, qui agit directement sur les images sources sans nécessiter de préalable transformation, se présente comme une méthode aisée mais peut occasionner une dégradation spectrale. Dans le but de pallier ces limitations, des techniques de transformation ont été développées.

Dans les techniques de fusion basées sur la transformation, les images en entrée sont soumises à une transformation pour extraire les détails essentiels. Cette transformation divise l'image en coefficients servant de fondement à la fusion. Les coefficients de transformation sont ensuite soumis à une règle de fusion, aboutissant à la création d'une carte de décision pour la fusion. Une transformation inverse est par la suite mise en œuvre pour élaborer l'image fusionnée, préservant ainsi les détails des images sources tout en minimisant les distorsions spatiales. On désigne également ces techniques de fusion basées sur la transformation par le terme de décomposition multi-échelles (DME), où les images sont préalablement transformées à différentes échelles avant l'application des règles de fusion. Parmi les techniques DME couramment employées, on recense les transformées pyramidale, ondelette, contour line et Cervelet. Un champ d'application continu pour les techniques de fusion d'images basées sur les ondelettes est la fusion d'images multimodales.

L'objectif de la fusion d'images multimodales réside dans le traitement d'images issues de modalités diverses, tels que le spectre infrarouge et visible, la tomodensitométrie et la résonance magnétique nucléaire (RMN), ou encore les images satellitaires panchromatiques et multi spectrales. Cette fusion vise à réduire le volume de données tout en mettant en lumière les informations spécifiques à chaque gamme. Ainsi, les techniques de fusion d'images offrent une palette d'approches allant des méthodes spatiales simples aux méthodes basées sur la transformation, en vue d'optimiser la qualité et la pertinence des images fusionnées, notamment dans le contexte exigeant de la fusion d'images multimodales issues de diverses sources [8].

II.2 Méthode de fusion :

Diverses approches existent en ce qui concerne la fusion d'images. On peut opter pour une méthode simpliste qui implique le calcul de la moyenne des valeurs de pixels des images à fusionner. Une alternative consiste à se tourner vers l'analyse des composantes principales, également connue sous le nom de transformation de Karhunen-Loève. Ces approches tirent profit des valeurs de pixels (dans le domaine spatial) pour accomplir la fusion. Par ailleurs, une autre catégorie de méthodes s'appuie sur les caractéristiques fréquentielles des pixels durant la fusion. Parmi ces méthodes, on retrouve celles qui reposent sur l'utilisation de la transformation en ondelettes. [1]

II.2.1 Méthode de fusion dans le domaine spatial (spatial fusion methods) :

Ce procédé de fusion est directement employé sur les images sources, entraînant une réduction du rapport signal/bruit dans l'image fusionnée résultante par le biais d'une moyenne simple.

II.2.1.1 ACP (analyse en composantes principales) :

La méthode de l'analyse en composantes principales est une approche statistique qui convertit des données multidimensionnelles contenant des variables corrélées en une seule variable sans corrélation. Ces nouvelles variables sont obtenues en agrégeant les variables d'origine. Contrairement à des ensembles prédéfinis de vecteurs de base tels que FFT, DCT et ondelettes, l'ACP ne repose pas sur un ensemble fixe de vecteurs de base, mais plutôt sur des vecteurs de base déterminés par les caractéristiques propres de l'ensemble de données [9].

II.2.1.2 Méthode de calcul de la moyenne :

La technique de la moyenne opère en calculant la moyenne de chaque pixel correspondant dans les images sources pour créer l'image fusionnée résultante :

$$F(x, y) = A(x, y) + B(x, y)/2 \quad \text{II.1}$$

Dans cette équation (II.1), $F(x, y)$ représente l'image fusionnée finale, tandis que $A(x, y)$ et $B(x, y)$ désignent respectivement deux images sources. [6]

II.2.1.3 Méthode de fusion IHS (Intensité Hue Saturation) :

L'approche IHS trouve sa popularité dans l'espace chromatique perceptuel et surpasse les limites inhérentes à l'espace colorimétrique RVB largement utilisé, qui ne reflète pas de manière intuitive les caractéristiques de la perception humaine des couleurs. L'intensité, dans ce contexte, représente la quantité totale de lumière parvenant à l'œil. La teinte, quant à elle, correspond à la

longueur d'onde prédominante d'une couleur, tandis que la saturation se définit comme la pureté de la quantité globale de lumière blanche présente dans une couleur [10].

II.2.1.4 Méthode Brovey :

La méthode Brovey est parfois appelée transformation de normalisation des couleurs et implique la transformation des composantes rouge-vert-bleu (RVB) des couleurs. L'approche de Brovey a été conçue pour contourner les limites inhérentes à la méthode multiplicative. Elle se présente comme la solution la plus élémentaire pour intégrer des données issues de divers capteurs. Cette technique combine des opérations arithmétiques avec l'utilisation de bandes spectrales qui sont préalablement normalisées avant d'être multipliées par l'image panchromatique. [8]

II.2.2 Méthode de fusion dans le domaine de transformées :

Lors de la fusion par transformation de domaine, les images sources subissent une décomposition en se basant sur des coefficients de transformation. Subséquemment, la méthode de fusion est mise en œuvre et cela mène à l'obtention de la carte de décision de fusion. En dernier lieu, une transformation inverse est appliquée à cette carte de décision, résultant en la création d'une image fusionnée. [6]

II.2.2.1 Transformée en cosinus discrète (TCD) :

Cette approche consiste à fragmenter les images d'origine en blocs distincts de taille $N \times N$, sans chevauchement. Les coefficients DCT sont calculés pour chaque bloc, puis des règles de fusion sont employées afin d'obtenir des coefficients DCT combinés. En dernière étape, les coefficients fusionnés sont soumis à une transformation inverse de cosinus discrète (IDCT), permettant ainsi de générer l'image fusionnée définitive [11].

II.2.2.2 Fusion Transformée de Contourlet :

La Transformée de Contour let apporte une certaine fluidité à l'image résultante de la fusion de deux modalités distinctes. Cette transformation, focalisée sur des régions spécifiques, est mise en œuvre en deux phases. La première phase implique l'application d'un schéma de banque à double filtre pour la transformation, tandis que la seconde phase concerne la décomposition avec l'application de règles de fusion. Enfin, l'image fusionnée est reconstituée à l'aide d'une procédure de reconstruction [12].

II.2.2.3 Transformée en ondelettes stationnaire :

La transformée en ondelettes stationnaire (SWT) présente des similitudes avec la transformée en ondelettes discrètes (DWT). Cependant, dans la SWT, le processus de sous-échantillonnage est omis, conférant ainsi à cette méthode une invariance par translation [4].

II.2.2.4 Méthode pyramidale :

La méthode pyramidale implique la création d'un ensemble d'itérations de l'image, chacune comportant des informations filtrées par passe-bas ou passe-bande. Chaque itération représente une échelle différente du modèle. Cependant, dans cette approche, chaque échelon est réduit de moitié par rapport à son prédécesseur, et les échelons supérieurs se concentrent sur les fréquences plus basses. Malgré cela, cette pyramide ne contient pas toutes les informations requises pour reconstituer l'image d'origine. L'objectif de la fusion d'images est de créer une image composite à partir de plusieurs sources. L'image résultante peut offrir une perspective plus complète de la scène que n'importe quelle image individuelle.

II.3 Fusion dans le domaine d'ondelettes :

Il est important de remarquer que la fusion est effectuée en utilisant les coefficients de transformées en ondelettes des deux images. Diverses méthodes de transformation ont été employées pour réaliser cette fusion, parmi lesquelles figurent la transformée pyramidale, la transformée en cosinus discrète (DCT), la transformée de Fourier discrète (DFT) ainsi que les transformées en ondelettes comme la DWT [1].

II.3.1 Transformée de Fourier:

L'idée fondamentale sous-jacente à la transformée de Fourier implique la décomposition d'une fonction en ses éléments harmoniques constitutifs. Cela implique d'exprimer la fonction comme une somme de termes sinus et cosinus distincts, chacun caractérisé par une fréquence différente. En règle générale, les signaux sont mesurés dans le domaine temporel, où l'amplitude du signal est tracée en fonction du temps. Simultanément, les caractéristiques de fréquence du signal peuvent être déterminées en traçant son amplitude par rapport à la fréquence. Cette transformation du domaine temporel au domaine fréquentiel est appelée transformée de Fourier. Plus précisément, la transformée de Fourier directe convertit un signal temporel en un spectre, tandis que la transformée de Fourier inverse retraduit un spectre en signal temporel d'origine. Ceci peut être mathématiquement élucidé par les équations suivantes :

Transformée de Fourier directe :

$$X(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)e^{-j\omega t} dt \quad \text{II.2}$$

Transformée de Fourier inverse :

$$X(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} X(\omega)e^{j\omega t} d\omega \quad \text{II.3}$$

Dans les équations susmentionnées (2 et 3), le symbole "x(t)" représente le signal dans le domaine temporel, tandis que "X (ω)" signifie le signal dans le domaine fréquentiel. Ici, "ω" représente la fréquence et "t" représente le temps. L'équation des transformées de Fourier peut être expliquée comme la sommation à travers tout le temps du signal "x(t)" multiplié par un terme exponentiel complexe. Cette exponentielle complexe peut être déconstruite en composantes sinusoïdales réelles et imaginaires. Le résultat de cette transformation est reflété dans les coefficients de Fourier. Visuellement, ce processus peut être représenté comme suit :

Lors de l'inspection de l'équation (II-2), il devient évident que la transformée de Fourier directe ne fait pas la distinction entre les segments stationnaires et transitoires dans les signaux. En conséquence, l'application de la transformée de Fourier pour la projection du signal démontre une forte localisation en fréquence mais une localisation temporelle limitée. Ainsi, l'inconvénient de la transformée de Fourier réside dans son incapacité à se localiser efficacement dans le domaine temporel, ce qui la rend inadaptée à diverses applications. [13]

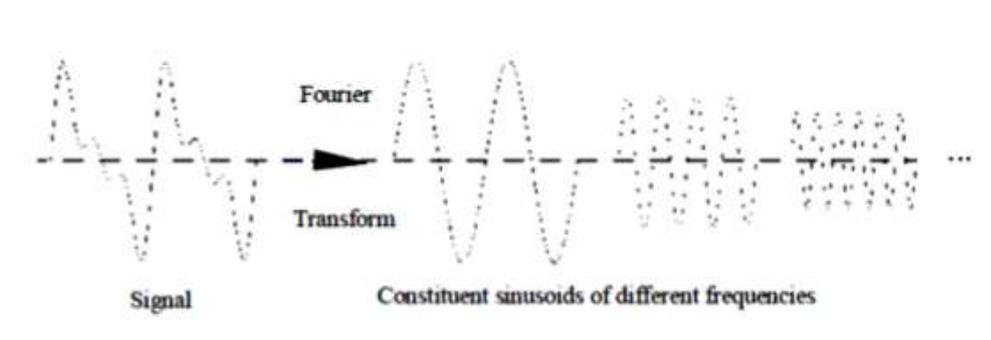


Figure II-1 : Représentation graphique de la transformée de Fourier

II.3.2 Transformée en Ondelettes Discrète :

Une méthode de transformation à échelle multiple largement adoptée est la transformée discrète en ondelettes (DWT) telle qu'introduite par Mallat en 1998. Les pionniers dans ce domaine, en 1995, ont employé la DWT pour fusionner des images. Récemment, plusieurs approches exploitant les transformations à échelle multiple ont été développées et mises en œuvre avec succès pour la fusion d'images pixel par pixel. La transformée discrète en ondelettes (DWT) se révèle être un outil d'analyse à échelle multiple puissant. Elle décompose une image d'entrée en divers niveaux de décomposition en ondelettes. Lorsqu'il s'agit de fusionner des

images en utilisant la transformée discrète en ondelettes, on commence par calculer les DWT de chaque image source. Dans le cas de deux images sources, I_1 et I_2 , un algorithme de fusion basé sur la DWT peut être décrit de la manière suivante :

$$F = \omega^{-1}(\varphi\omega(I_1), \omega(I_2)) \quad \text{II.5}$$

Dans cette formulation, ω représente la transformée discrète en ondelettes (DWT), ω^{-1} désigne la DWT inverse, φ fait référence aux règles de fusion, et F représente les ondelettes de l'image fusionnée. Ces fonctions oscillatoires à durée finie possèdent une moyenne nulle et une énergie finie, les rendant appropriées pour l'analyse de signaux transitoires.

La transformation discrète en ondelettes (DWT) opère une conversion de l'image du domaine spatial vers le domaine fréquentiel. Cette transformation divise l'image à l'aide de lignes verticales et horizontales, formant ainsi le premier ordre de DWT. Cette image segmentée peut ensuite être subdivisée en quatre parties distinctes : LL, LH, HL et HH. L'approche en ondelettes permet une décomposition de l'image de haut en bas et de bas en haut, capturant ainsi les bandes de fréquences spatiales basses et élevées à différentes échelles. La bande basse-basse est observée à l'échelle la plus grossière.

La bande LL renferme les informations d'image moyennes, tandis que les autres bandes contiennent des détails directionnels liés à l'orientation spatiale. Les coefficients d'ondelettes présentant des valeurs absolues plus élevées au sein des bandes hautes reflètent des caractéristiques saillantes telles que des arêtes ou des lignes.

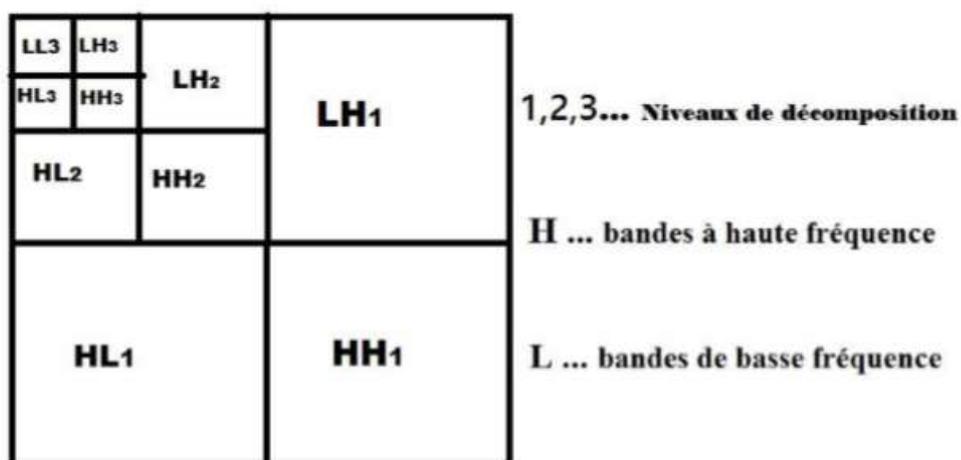


Figure II-2 : Niveau des compositions en ondelettes

Les transformées en ondelettes établissent un cadre au sein duquel une image subit une décomposition, chaque niveau correspondant à une bande de résolution de plus en plus large. Les

images améliorées par ondelettes se distinguent par leur qualité spectrale remarquable. L'application de la transformée en ondelettes commence par chaque image source, suivie par la génération d'une carte de décision de fusion basée sur un ensemble de règles de fusion. À partir de ces règles, il est possible de construire une carte de coefficients d'ondelettes fusionnés en se basant sur les coefficients d'ondelettes des images sources. Enfin, l'image fusionnée est obtenue en réalisant la transformée en ondelettes inverse.

La DWT peut être utilisée pour fusionner la composante à basse fréquence d'une image multi spectrale avec des images de résolution spatiale plus élevée en utilisant des règles. En raison de la demande croissante en termes de précision de classification et de l'impératif d'améliorer la précision du positionnement, il est toujours essentiel d'améliorer la résolution spectrale et spatiale dans la télédétection. Lors de l'application de la DWT à différentes parties de l'image après décomposition, des règles de fusion distinctes sont mises en œuvre. Cela permet de fusionner l'intensité d'information en haute fréquence avec la basse fréquence.

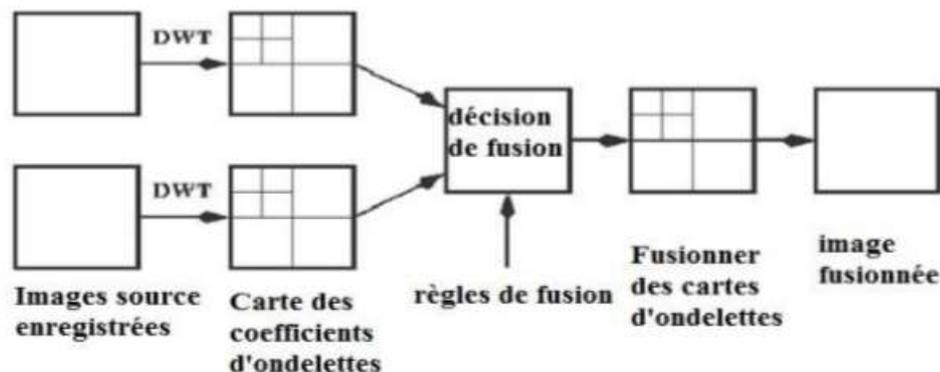


Figure II-3 : Fusion de deux images à l'aide de transformées en ondelettes.

En utilisant la DWT, les divers segments de l'image, après décomposition, supposent des exigences de fusion distinctes. L'information d'intensité à haute fréquence est fusionnée avec l'information à basse fréquence afin d'obtenir une méthode de fusion d'images réalisable et efficace. Étant donné que les images fusionnées visent à améliorer l'appréhension visuelle pour les êtres humains, l'évaluation de leur performance doit d'abord être effectuée par les utilisateurs, en fonction des objectifs spécifiques des applications. Lorsque l'évaluation de la qualité de l'image fusionnée devient complexe, des mesures objectives sont calculées. Les mesures quantitatives telles que le PSNR, l'erreur quadratique moyenne, l'entropie, etc., devraient uniquement servir d'outils pour faciliter la prise de décisions difficiles par les utilisateurs humains.

La méthode de fusion basée sur les ondelettes offre plusieurs avantages par rapport à l'approche de fusion d'images basée sur les pixels. L'inconvénient majeur de l'approche pixel par pixel réside dans l'absence de garantie pour la clarté des objets à partir de l'ensemble des images, en raison des variations de focalisation et d'intensité en niveaux de gris. Un autre problème concerne le flou dans l'image fusionnée, pouvant entraîner une perte de netteté. Pour ces raisons, cette méthode ne convient pas lorsque la clarté et la reconnaissance des objets sont essentielles. En outre, elle ne parvient pas à maintenir un bon équilibre entre le bruit et le signal, contrairement à l'approche basée sur les ondelettes. Les problèmes inhérents à l'approche pixel par pixel peuvent être résolus en adoptant une approche basée sur les ondelettes. Celle-ci présente un meilleur rapport signal/bruit que l'approche pixel par pixel et fournit des informations directionnelles via les ondelettes. De plus, elle évite les problèmes de blocage dans les zones où les images d'entrée sont très différentes. [6]

II.3.3 Transformée DWT d'un Signal 1D :

Parmi la gamme de transformations en ondelettes, la transformée en ondelettes discrète (DWT) se distingue comme la plus largement utilisée. Alors que le signal lui-même maintient la continuité, le terme « discret » fait référence à des ensembles distincts de facteurs de dilatation et de translation, ainsi qu'à l'échantillonnage discrétisé du signal. Pour simplifier les choses, nous supposons que les facteurs de dilatation et de traduction sont configurés pour faciliter l'échantillonnage dyadique. Toutefois, ces principes peuvent être élargis pour englober d'autres sélections de facteurs. Considérons un signal unidimensionnel noté $F(i)$, où l'indice « i » va séquentiellement de 1 à N_1 . Ce signal représente une entité unidimensionnelle de dimensions $N_1 \times 1$. La représentation mathématique du DWT pour ce signal est la suivante :

$$f(i) = \frac{1}{\sqrt{N_1}} \left[\sum_{k_1=1}^{N_1} x_j^A(k_1) \phi_j^A(i, j) + \sum_{i=1}^j \sum_{k_{i-1}}^{N_1} \right] \quad \text{II.6}$$

Ici, les variables x_j^A représentent les coefficients d'échelle ou approximatifs trouvés dans l'échelle la plus étendue, notée J . De même, les variables x_l^D représentent les coefficients de détail situés au niveau de décomposition l . Dans l'équation (6), la composante initiale fournit une approximation à gros grains du signal, tandis que le composant suivant fournit des détails complexes allant de la résolution d'origine jusqu'à la résolution actuelle J . La dérivation des coefficients approximatifs et détaillés implique l'utilisation de la fonction d'échelle (ϕ) et de la fonction d'ondelette (ψ), obtenu grâce au processus suivant:

$$x_f^A(k_1) = \frac{1}{\sqrt{N_1}} \sum_{i=1}^{N_1} f(i) \phi_f^A(i, k_1) \text{ et } x_l^D(k_1) = \frac{1}{\sqrt{N_1}} \sum_{i=1}^{N_1} f(i) \psi_l^D(i, k_1) \quad \text{II.7}$$

Les travaux de Mallat en 1999 ont démontré une méthode très efficace pour estimer les coefficients 1D DWT des niveaux de décomposition voisins, démontrant que ces coefficients peuvent être approchés avec précision.

$$x_{l+1}^A(k_1) = \sum_{i=-\infty}^{\infty} \square_{\phi}(i - 2k_1) x_l^A(i) = \square_{\phi}(-i) * x_l^A(i) |_{i=2k_1, k_1 \geq 0} \quad \text{II.8}$$

$$x_{l+1}^D(k_1) = \sum_{i=-\infty}^{\infty} \square_{\psi}(i - 2k_1) x_l^A(i) = \square_{\psi}(-i) * x_l^A(i) |_{i=2k_1, k_1 \geq 0} \quad \text{II.9}$$

Ici, le symbole * désigne un opérateur de convolution. Les équations fournies suggèrent que les coefficients d'approximation et de détails au niveau de décomposition ultérieur (l+1) peuvent en être déduits. L'estimation efficace de l'inverse des coefficients DWT 1D à partir des niveaux de décomposition voisins est également réalisable.

$$x_l^A = \tilde{\square}_{\phi}(i) * \square_{\phi}(-i) * x_{l+1}^A(i) |_{i=\frac{k_1}{2}, k_1 \geq 0} + \tilde{\square}_{\psi}(i) * \square_{\phi}(-i) * x_{l+1}^D(i) |_{i=\frac{k_1}{2}, k_1 \geq 0} \quad \text{II.10}$$

Ici, notés $\tilde{\square}_{\phi}$ et $\tilde{\square}_{\psi}$, les termes représentent respectivement les vecteurs d'échelle et d'ondelettes du DWT inverse. Il est important de souligner qu'aucune donnée superflue n'est présente dans les coefficients DWT en raison du processus de sous-échantillonnage appliqué aux coefficients convolutés après chaque étape de décomposition. Essentiellement, le nombre de coefficients DWT reste égal au nombre d'échantillons de données. Dans les travaux universitaires, ce concept est fréquemment qualifié de DWT 1D décimé.

La procédure de mise en œuvre du DWT 1D est décrite dans la figure (II-5). À chaque étape de décomposition, le signal est divisé en composantes haute fréquence $h[k_1]$ et composantes basse fréquence $l[k_2]$; ces composants basse fréquence peuvent ensuite être soumis à une décomposition supplémentaire jusqu'à ce que la résolution ciblée soit atteinte. Lorsque ce processus est répété sur plusieurs niveaux de décomposition, on parle communément de décomposition multi résolution. [11]

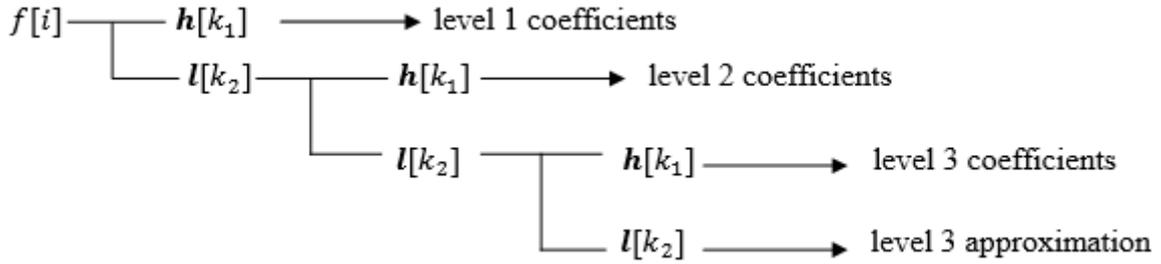


Figure II-4 : Décomposition 1D du signal à trois niveaux

II.3.4 Transformée DWT d'un Signal 2D :

Considérons $f(i, j)$, où i va de 1 à N_1 et j va de 1 à N_2 , désignant les pixels d'un signal 2D tel qu'une image de dimensions. Dans ce cas, (i, j) représente l'indice 2D. La transformée en ondelettes discrète (DWT) de ce signal est mathématiquement exprimée comme suit :

$$f(i, j) = \frac{1}{\sqrt{N_1 N_2}} \left[\sum_{k_1}^{N_1} \sum_{k_2}^{N_2} x_j^A(k_1, k_2) \phi_j^A(i, j, k_1, k_2) + \sum_{l=1}^J \sum_{o \in H, V, D} \sum_{k_1}^{N_1} \sum_{k_2}^{N_2} x_l^o(k_1, k_2) \psi_l^o(i, j, k_1, k_2) \right]$$

II-11

Dans ce contexte, le terme x_l^o ($o \in H, V, D$) fait référence aux coefficients de détail trouvés au niveau de décomposition l (où l prend les valeurs de 1 à J) dans l'orientation o . Les symboles ϕ et ψ représentent respectivement les fonctions d'échelle 2D et d'ondelette. Il est courant d'utiliser des fonctions de mise à l'échelle et d'ondelette séparables lors de l'extension du DWT 1D vers une version multidimensionnelle. Par conséquent, les expressions des fonctions d'échelle 2D et d'ondelette peuvent être formulées sur la base de leurs fonctions d'échelle et d'ondelette 1D correspondantes comme suit :

$$\phi_j^A(i, j, k_1, k_2) = 2^{\frac{J}{2}} \phi(2^J i - k_1) \phi(2^J j - k_2) \quad \text{II.12}$$

$$\phi_j^A(i, j, k_1, k_2) = 2^{\frac{J}{2}} \phi(2^J i - k_1) \phi(2^J j - k_2) \quad \text{II.13}$$

$$\psi_l^V(i, j, k_1, k_2) = 2^{\frac{l}{2}} \phi(2^l i - k_1) \psi(2^l j - k_2) \quad \text{II.14}$$

$$\psi_l^D(i, j, k_1, k_2) = 2^{\frac{l}{2}} \psi(2^l i - k_1) \psi(2^l j - k_2) \quad \text{II.15}$$

Les coefficients de l'approximation et du détail issus de la DWT bidimensionnelle peuvent être calculés de la manière suivante :

$$x_f^A(k_1, k_2) = \frac{1}{\sqrt{N_1 N_2}} \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} f(i, j) \phi_f^A(i, j, k_1, k_2) \tag{II.16}$$

$$x_l^o(k_1, k_2) = \frac{1}{\sqrt{N_1 N_2}} \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} f(i, j) \psi_l^o(i, j, k_1, k_2) \tag{II.17}$$

En raison de la séparabilité des fonctions d'échelles et d'ondelettes, la transformée DWT 2D est implémentée en utilisant deux transformées DWT 1D distinctes. En appliquant la transformée DWT 1D sur chaque ligne puis sur chaque colonne, comme le montre la **Erreur ! Source du renvoi introuvable.**

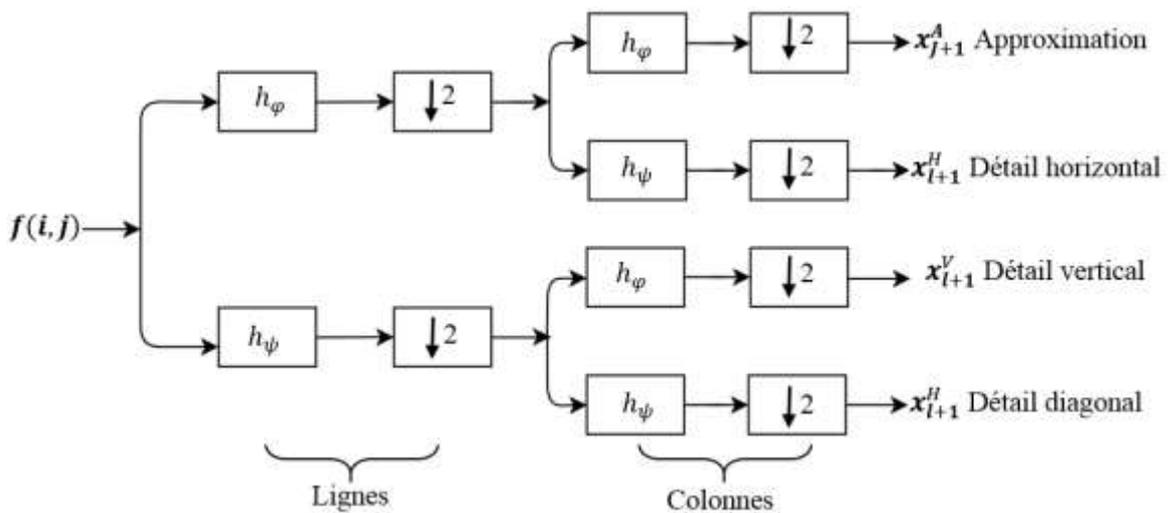


Figure II-5 : La décomposition DWT 2D (1 niveau).

Cette architecture de décomposition est adaptée aux signaux bidimensionnels et spécialement à l'image. Après une décomposition d'une image et après la décimation, elle génère les coefficients d'approximation et de détails, qui seront regroupés en sous-bandes de différents niveaux et directions. Les sous-bandes HL_l , LH_l et HH_l ($l = 1, 2, \dots, J$) contiennent les coefficients de détails des directions horizontal (0°), vertical (90°), et diagonale (45°), i.e. x_l^H , x_l^V et x_l^D respectivement, et la sous-bande LL_l qui représente les coefficients d'approximation. La représentation des sous-bandes de 3 niveaux de décomposition est illustrée dans la figure II-6.

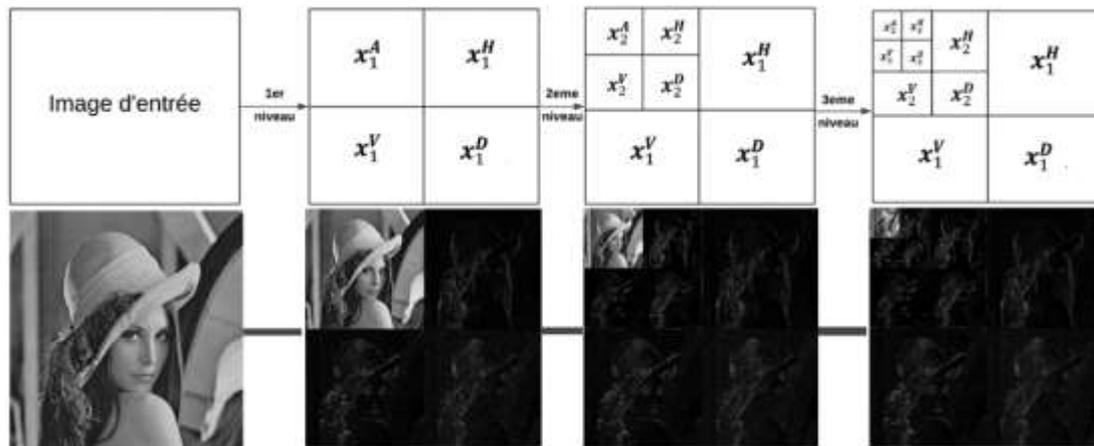


Figure II-6 : Décomposition en ondelette de l'image Lena sur 3 niveaux.

II.3.5 Limitations des Transformées en Ondelettes Discrètes :

Bien que le DWT conventionnel soit d'une utilité considérable, il présente trois inconvénients principaux qui entravent son adéquation à des efforts spécifiques de traitement du signal et de l'image [14].

II.3.5.1 Sensibilité à la Translation :

La sensibilité au décalage dans une transformation devient évidente lorsque des décalages temporels dans le signal d'entrée conduisent à des modifications imprévisibles des coefficients de transformation. Il a été observé que le DWT conventionnel souffre considérablement de cette sensibilité au décalage, principalement en raison des effets des sous-échantillonneurs dans le cadre du DWT. La présence d'une sensibilité au décalage est problématique car elle a pour conséquence que les coefficients DWT sont incapables de discerner les décalages dans le signal d'entrée. La caractéristique de décalage variable du DWT apparaît clairement sur la figure (II-6), où trois signaux d'entrée avec des décalages variables sont soumis à une décomposition jusqu'à $J=4$ niveaux en utilisant l'ondelette « db5 ». Cette figure démontre les fluctuations erratiques du signal de détail reconstruit à différents niveaux et dans l'approximation finale.

Les recherches sur la sensibilité du décalage se sont également étendues aux paquets d'ondelettes. Bien que les paquets d'ondelettes donnent des résultats supérieurs à ceux de l'implémentation DWT standard, cette amélioration se fait au détriment d'une complexité accrue. Les efforts visant à atténuer la sensibilité au décalage impliquent la sélection de bases optimales et de techniques de filage par cycle, qui diminuent dans une certaine mesure la sensibilité. Cependant, il est important de noter qu'une représentation véritablement invariante des paquets d'ondelettes reste insaisissable. La transformée en ondelettes stationnaire (SWT) offre une

invariance par décalage, mais elle entraîne une redondance substantielle et des complexités de calcul accrues [14].

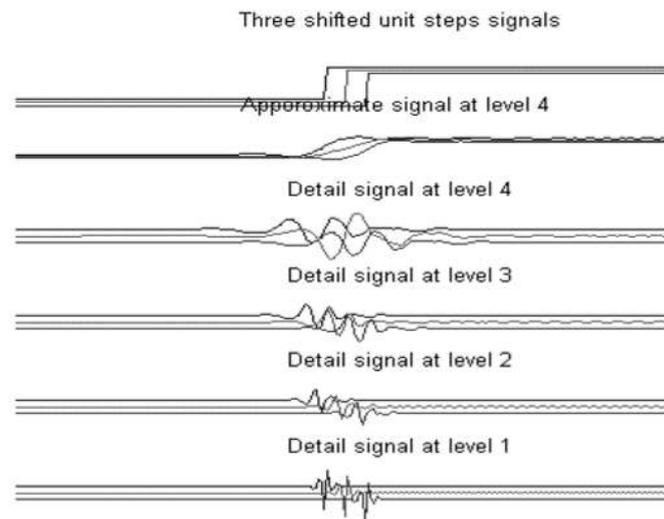


Figure II-7 : Sensibilité au décalage du DWT 1D

II.3.5.2 Mauvaise Directions :

Une transformation m -dimensionnelle (où $m > 1$) présente une directionnalité diminuée lorsque les coefficients de transformation ne représentent qu'un nombre limité d'orientations spatiales dans le domaine spatial. La méthode DWT 2D séparable divise le domaine fréquentiel en trois sous-bandes directionnelles distinctes. Illustrée dans les figures (II-7) et (II-8), l'approche DWT 2D peut effectivement discerner simplement trois orientations de caractéristiques du domaine spatial : horizontale (HL), verticale (LH) et diagonale (HH). Étant donné que les images naturelles englobent diverses régions et bords lisses caractérisés par des orientations aléatoires, la présence d'une mauvaise directionnalité entrave la représentation optimale de ces images naturelles lors de l'utilisation du DWT 2D séparable standard.

En revanche, les implémentations de la technique WP (Wavelet Packet) 2D explorent toutes les bandes de fréquences et peuvent être personnalisées pour sélectionner le modèle ou la base la plus appropriée. Cependant, cela se fait au prix du sacrifice de la structure multi-échelle inhérente à la décomposition en ondelettes et du concept d'« arbre d'orientation spatiale ». La variante 2D de WP a été explorée pour ses capacités directionnelles dans les applications d'analyse de texture. Par rapport au DWT 2D conventionnel, WP est plus performant en termes de maintien de la fidélité de la direction grâce à son éventail plus large de fonctions de base. Cependant, il n'excellé pas nécessairement dans l'amélioration de la directivité.

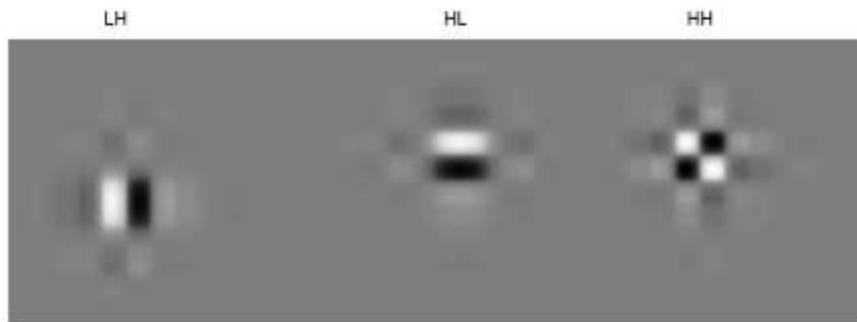


Figure II-8 : Directionnalité du DWT 2D.

II.3.5.3 Absence d'Information sur la Phase :

Lorsqu'il s'agit d'un signal ou d'un vecteur contenant des valeurs complexes, sa phase peut être déterminée grâce à ses projections le long des axes réel et imaginaire. Dans le domaine numérique, une image prend la forme d'une matrice de données à support fini en deux dimensions. L'utilisation d'une transformée en ondelettes discrètes (DWT) 2D pour filtrer l'image entraîne un agrandissement de ses dimensions, accompagné de l'introduction de distorsions de phase. Le système visuel humain est notamment sensible aux effets néfastes de telles distorsions de phase. Pour atténuer ce problème d'augmentation de la taille des données dans le traitement d'image, l'utilisation du filtrage « phase linéaire » peut impliquer des techniques d'extension symétriques.

L'inclusion des informations de phase revêt une importance dans diverses applications de traitement du signal, notamment la compression d'images et la mesure de puissance. Alors que de nombreuses implémentations DWT, englobant le DWT standard, les paquets d'ondelettes (WP) et la transformée en ondelettes stationnaire (SWT), adoptent un filtrage séparable avec des filtres à coefficients réels alignés sur des ondelettes réelles, produisant ainsi des approximations et des détails à valeur réelle, ces implémentations ne parviennent pas à fournir informations sur la phase locale. Étant donné que la plupart des signaux naturels possèdent intrinsèquement des valeurs réelles, l'acquisition d'informations de phase locale nécessite l'adoption d'un filtrage à valeurs complexes.

La distinction entre les ondelettes « réelles » et « analytiques » est démontrée dans la figure (II-8).

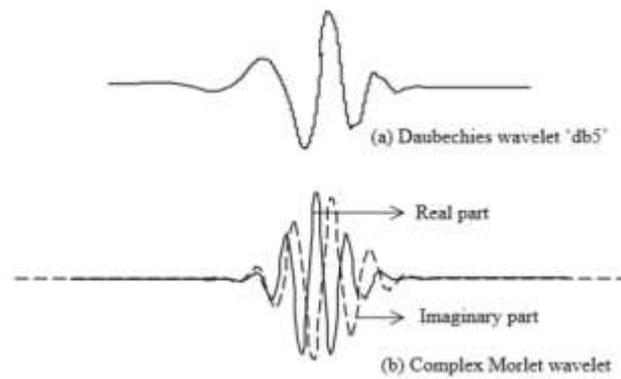


Figure II-8 : Presentation of (a)real and (b) analytic wavelets

II.3.6 Transformées en Ondelettes Complexes Transformée en Ondelette Complexe à Double Arbres (Dual Tree Complex Wavelet Transform DTCWT):

Pour effectuer la transformation en ondelettes complexes à double arbre (DTCWT) de manière parallèle, deux transformations en ondelettes discrètes (DWT) distinctes sont utilisées. La composante réelle du DTCWT est dérivée d'un DWT, tandis que la composante imaginaire est acquise à l'aide du deuxième DWT. Les attributs clés de la transformation en ondelettes complexes à double arbre comprennent [15]:

1. Invariance par Translation.
2. Sélectivité Directionnelle.
3. Informations de Phase.

La DTCWT utilise deux DWT réelles. La première produit la partie réelle de la transformée tandis que la seconde produit la partie imaginaire. Elle se compose de deux arbres de DWT en parallèle et fournit quatre paires de sous-bandes, à savoir, $(LL1_l LL2_l)$, $(HL1_l HL2_l)$, $(LH1_l LH2_l)$ et $(HH1_l HH2_l)$ où 1 et 2 se réfèrent aux deux arbres comme illustre la figure II-9 .

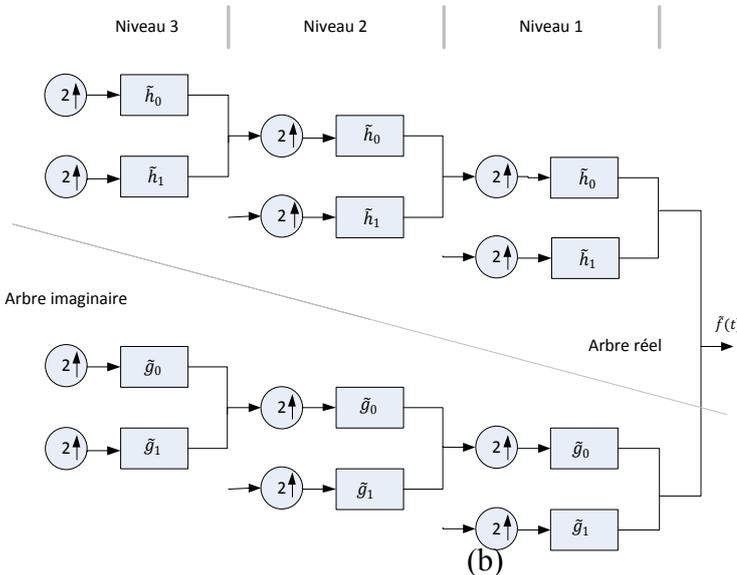
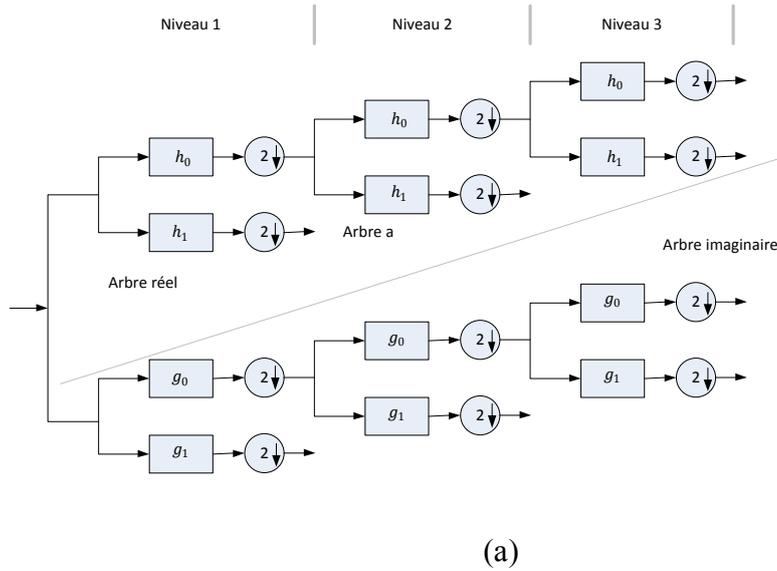


Figure II-9 Les filtres d'analyse (a) et de synthèse (b) de la DTCWT 1D [15].

❖ Propriétés du DTCWT :

II.3.6.1 Invariance de décalage :

L'invariance par décalage fait référence à la propriété dans laquelle les magnitudes de la transformation en ondelettes complexe à double arbre (DTCWT) restent inchangées malgré le décalage de l'image d'entrée. Cette caractéristique peut être illustrée à l'aide d'un exemple pratique, illustré par un disque circulaire, comme le montre la figure (II-10). Le disque circulaire se distingue par sa teinte claire et se situe sur un fond sombre.

Après avoir soumis l'image d'entrée aux procédures DWT et DTCWT, chacune portée au quatrième niveau, les coefficients d'ondelettes résultants sont présentés dans la figure (II-11) La représentation visuelle du niveau supérieur de la figure (II-11) correspond au résultat DTCWT, tandis que le niveau inférieur représente le résultat DWT. En comparant ces résultats, il devient

évident que le niveau inférieur présente des artefacts d'alias et des limites inégales. A l'inverse, ces anomalies sont absentes dans l'étage supérieur, qui présente une image homogène et ininterrompue. Ainsi, la nature cohérente et fluide de l'image de niveau supérieur souligne l'attribut d'invariance de décalage inhérent au DTCWT [15].

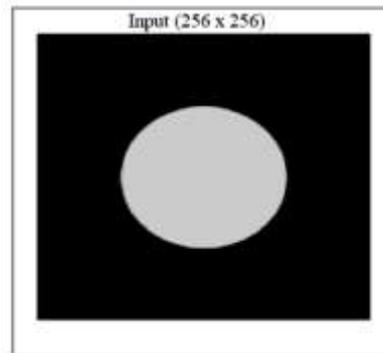


Figure II-10 : Image du disque circulaire d'entrée

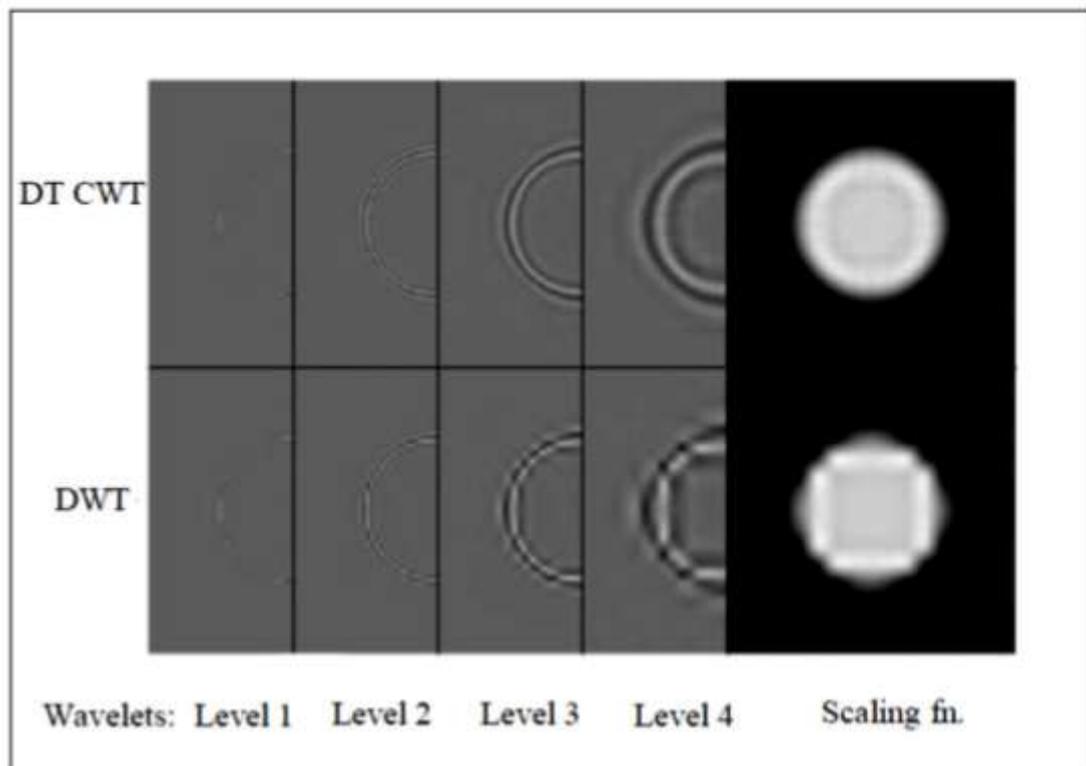


Figure II-11 : Disque reconstruit aux niveaux 1 à 4 d'une image à l'aide du 2DDTCWT (rangée supérieure) et du 2D-DWT (rangée inférieure)

II.3.6.2 Sélectivité directionnelle :

Le trait de sélectivité directionnelle de la transformation en ondelettes complexe à double arbre (DTCWT) devient évident à travers l'émergence de six sous-images passe-bande comprenant des coefficients complexes à chaque niveau de transformation. Ces sous-images sont alignées selon des angles spécifiques, à savoir et, comme illustré sur la figure (II-12). Ces

réponses directionnelles distinctives sont obtenues en traitant les coefficients passe-bas comme des paires complexes et en les fusionnant avec les coefficients passe-haut. En conséquence, le DTCWT est capable de distinguer efficacement les composantes de fréquence positives et négatives dans une et deux dimensions [15].

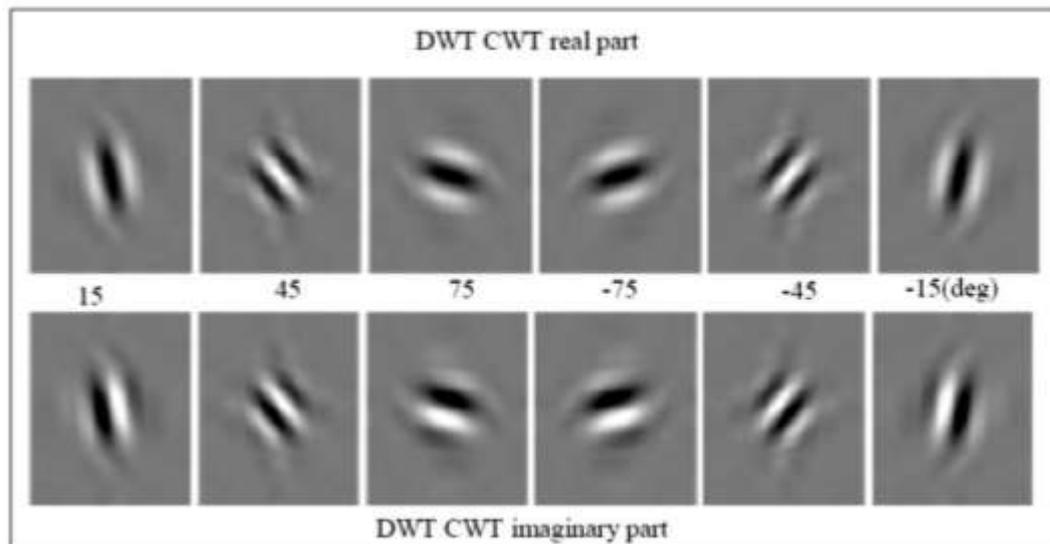


Figure II-12 : DTCWT

II.3.6.3 Invariance rotationnelle :

En plus de sa propriété d'invariance par décalage, la transformation en ondelettes complexes à double arbre (DTCWT) présente également une invariance par rotation. Comme le démontre la figure (II-12), l'image reconstruite par la transformée en ondelettes discrète (DWT) affiche des artefacts, tandis que l'image générée par DTCWT présente un bord bien défini le long d'un chemin hyperbolique. Ce résultat peut être attribué à l'utilisation des six sous-bandes directionnelles dans le processus de reconstruction d'image, couplée à la fréquence centrale accrue de la sous-bande diagonale.

II.3.7 Règles de Fusion dans le Domaine d'Ondelettes :

Plusieurs méthodes algorithmiques emploient des critères de choix pixel par pixel, tels que le maximum absolu, la moyenne et le minimum des coefficients d'ondelettes extraits des images sources, de manière similaire aux stratégies de fusion avancées dans le domaine spatial. Les approches de fusion qui se fondent sur la sélection du minimum ainsi que le calcul de la moyenne engendrent un contraste réduit et sont moins préférées que l'approche qui privilégie la sélection du maximum. [14]

II.3.7.1 Règles de Fusion (min, max, moyenne) :

❖ La Method De Maximum :

Cette méthode de fusion est également connue sous le nom de "règle de remplacement par pixel maximal" ou de "règle de fusion absolue maximale" (AM). En utilisant la Transformée en Ondelettes, cette approche implique de choisir le coefficient de détail présentant l'amplitude la plus élevée au sein de chaque sous-bande. Pour ce faire, les images sources sont décomposées en utilisant la transformée en ondelettes discrète (en bandes LL, LH, HL, HH) [16].

❖ La Méthode de Minimum :

Cette approche présente des similitudes avec la méthode de sélection maximale, mais se distingue par le fait qu'elle privilégie le choix du pixel ayant la valeur d'intensité la plus basse, tout en négligeant les autres valeurs. Toutefois, cette méthode souffre également de l'inconvénient de potentiellement exclure totalement une caractéristique ou de la rejeter de manière complète.

❖ La Méthode Moyenne :

Cette méthode représente l'approche la plus élémentaire, où l'intensité du pixel résultant est établie comme la moyenne des intensités de tous les pixels correspondants dans les images sources. Du fait de cette opération de moyenne, à la fois les éléments positifs et négatifs sont atténués au minimum, aboutissant à une image résultante moyenne. [16]

On note que les règles de sélection du minimum, calcul de la moyenne et du maximum, sont données respectivement par:

$$x_f(k_1, k_2) = \text{Min}(|x_1(k_1, k_2)|, |x_2(k_1, k_2)|) \quad \text{II.18}$$

$$x_f(k_1, k_2) = \frac{(x_1(k_1, k_2) + x_2(k_1, k_2))}{2} \quad \text{II.19}$$

$$x_f(k_1, k_2) = \text{Max}(|x_1(k_1, k_2)|, |x_2(k_1, k_2)|) \quad \text{II.20}$$

Avec $x_1(k_1, k_2)$ et $x_2(k_1, k_2)$ représentent les coefficients d'ondelettes des images sources 1 et 2, respectivement, à l'emplacement (k_1, k_2) d'une sous-bande donnée et $x_f(k_1, k_2)$ désigne les coefficients d'ondelettes de l'image fusionnée à l'emplacement (k_1, k_2) .

II.3.7.2 Fusion d'Images Basée sur la Mesure de Correspondance / importance :

Les règles de fusion basées sur la sélection du maximum présentent une sensibilité au bruit et une limitation dans la garantie de l'homogénéité de l'image fusionnée. Pour remédier à ces problèmes, une technique de validation appelée "vérification de cohérence" est employée. Cette méthode vise à intégrer les caractéristiques principales des images sources dans l'image fusionnée, fonctionnant à la manière d'un filtrage majoritaire appliqué aux coefficients

d'ondelettes. Pour chaque coefficient, une fenêtre glissante est centrée sur sa position, et si le coefficient central provient principalement de l'image source 1, alors que la majorité des coefficients voisins proviennent de l'image source 2, la valeur du pixel central est ajustée pour correspondre à celle de l'image source 2. Dans la mise en œuvre pratique, des filtres majoritaires sont utilisés pour générer une carte de décision binaire, aboutissant finalement à la fusion des coefficients d'ondelettes.

De plus, une règle de fusion basée sur la mesure de correspondance et la mesure d'importance, également appelée "mesure adaptée" ou "Saliency /Match Measure" est proposée dans [17]. La mesure de correspondance détermine l'opération de combinaison, sélection ou calcul de la moyenne, tandis que la mesure de saillance choisit les coefficients pour la reconstruction dans le mode de combinaison. L'importance d'une région (texture) particulière de l'image source est élevée si cette région joue un rôle dans la représentation des informations importantes de cette image. L'importance est faible si le motif représente des informations sans importance ou, en particulier, s'il représente des données corrompues (zone bruitée par exemple). Les caractéristiques importantes sont d'abord identifiées dans chaque image source. L'importance d'une caractéristique est calculée comme une énergie locale (ou variance) dans le voisinage d'un coefficient. Pratiquement, le voisinage d'un coefficient est une petite fenêtre généralement de 3×3 ou 5×5 centré sur le coefficient en traitement.

Afin de déterminer le mode de combinaison, sélection ou moyenne, la mesure de correspondance $M(p)$ (p représente le voisinage d'un pixel) doit être calculée :

- Si $M(p) < \text{seuil } T$ alors le coefficient avec l'énergie locale la plus grande est sélectionné.
- Sinon, si $M(p) \geq \text{seuil } T$ alors le deuxième mode de combinaison qui est moyenne pondérée sera appliqué.

On note que l'objectif de la sélection des coefficients ayants une grande importance lorsque la mesure de correspondance est inférieure au seuil T est de conserver un contraste plus élevé dans l'image fusionnée. Généralement, les régions de faible contraste sont associées à une mesure de correspondance faible [15]. Pour plus de détails sur le calcul de l'importance d'une région, la mesure de correspondance, les poids utilisés dans le calcul de la moyenne pondérée et d'autres paramètres, nous renvoyons le lecteur aux références [18][19].

Chapitre III

Résultats et Discussion

III.1 Introduction :

Dans ce chapitre, nous avons mis en œuvre notre système de la manière suivante : il affiche les résultats de la fusion d'images multimodales pour produire des images de meilleure qualité. Cette fusion consiste à combiner quatre paires d'images en utilisant deux méthodes, à savoir la DWT (Transformée en ondelettes discrète) et la DT-CWT (Transformées en Ondelettes Complexes à Double Arbres). Pour évaluer les résultats de cette fusion d'images, nous avons utilisé plusieurs critères parmi lesquels nous avons sélectionné cinq d'entre eux, à savoir (STD, entropie, Qab, MSSIM et vif).

La fusion a été réalisée en appliquant trois règles différentes : Maximum (Max) , Minimum (Min) et la Moyenne (Mean). Tout ce processus a été mis en œuvre en utilisant le logiciel Matlab.

III.2 Présentation de la base de données :

La base de données utilisée comprend quatre ensembles de paires d'images multimodales, comprenant à la fois des images médicales et des images normales. Nous avons effectué des tests sur quatre différentes paires d'images multimodales de taille 256×256 et 512×512 pixels en 256 niveaux de gris chacune comme c'est illustré dans la figure III-3.

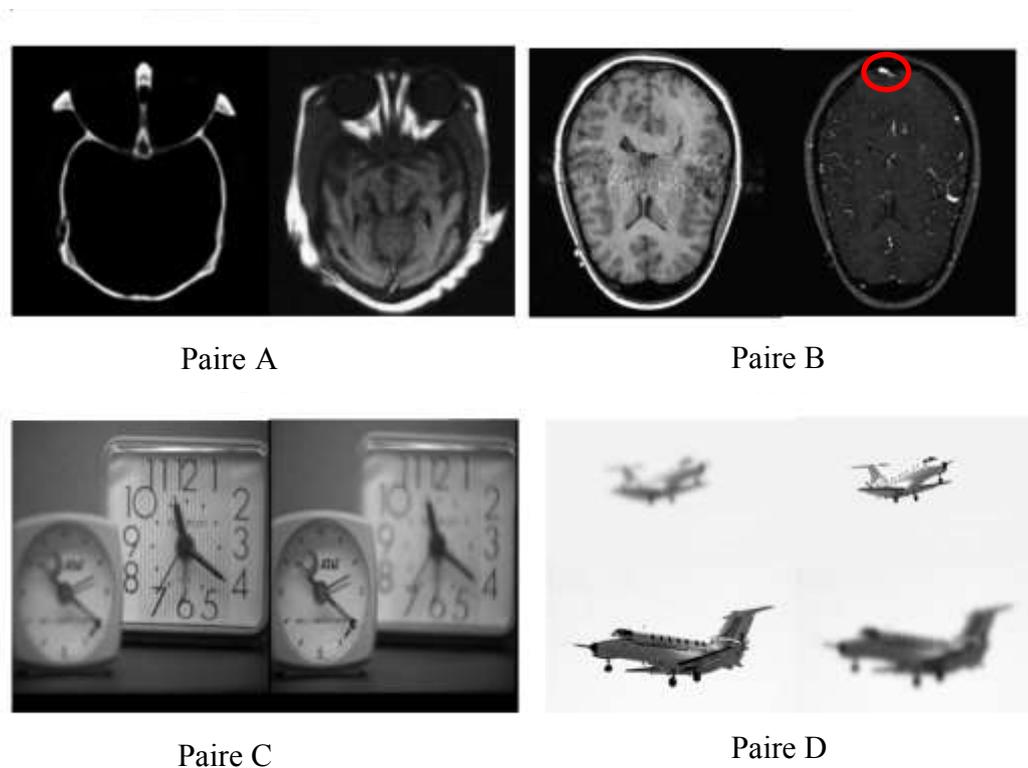


Figure III-1 : Les différentes paires d'images multimodales utilisées

La première paire d'images médicales comprend deux images acquises à l'aide de deux appareils différents, à savoir une image CT/IRM. La seconde série d'images médicales se compose également de deux images : l'une est une angiographie par résonance magnétique (ARM) représentant des anomalies pathologiques, tandis que l'autre est une image IRM-T1. L'image IRM-T1 offre une meilleure visualisation des tissus mous par rapport à l'image ARM, mais ne permet pas de détecter facilement les anomalies clairement visibles dans l'image ARM. D'un autre côté, l'image ARM peut détecter les anomalies, mais ne fournit pas d'informations détaillées sur les tissus en raison de sa résolution spatiale limitée. Par conséquent, il est nécessaire de fusionner ces deux images pour obtenir des informations complémentaires dans une seule image. La troisième et la quatrième paire sont des images multifocus, ces deux paires d'images présentent deux horloges et deux avions. Dans la première image, la netteté se trouve sur l'horloge ou l'avion en avant-plan, tandis que dans l'autre image, c'est l'horloge ou l'avion en arrière-plan qui est claire.

Dans le cadre de notre projet, nous avons mis en œuvre un processus de fusion d'images multimodales en altérant trois paramètres clés, à savoir les règles de fusion, le choix de types d'ondelettes, ainsi que le choix du niveau de décomposition.

III.3 Résultats et Discussions :

III.3.1 Évaluation des résultats pour différents types d'ondelettes :

Dans cette section, nous avons entrepris la combinaison de quatre ensembles d'images en utilisant la méthode de la transformée en ondelettes discrètes. Chacune de ces images a été soumise à une analyse bidimensionnelle en employant diverses formes d'ondelettes d'analyse. Parmi ces formes d'ondelettes, nous avons sélectionné trois paires spécifiques : les ondelettes de Daubechies (db3, db4), les ondelettes de Symlet (sym3, sym4), ainsi que les ondelettes de Coiflets (coif3, coif4). De plus, pour une analyse approfondie, nous avons réalisé une première étape d'analyse en appliquant les règles de fusion suivantes : (mean-max, mean -min, mean -mean). Cela nous a permis d'obtenir des résultats plus détaillés et informatifs à partir de ces ensembles d'images fusionnées.

Paire A	MAX MIN				
	STD	EN	MSSI M	Qab	VIF
2D- DWT db3	32.89168	5.98951	0.5288 6	0.7515 8	0.5441 6
2D- DWT db4	32.89415	5.99038	0.5290 0	0.7550 0	0.5453 0
2D- DWT sym3	32.89168	5.98951	0.5288 6	0.7515 8	0.5441 6
2D- DWT sym4	32.87913	5.99135	0.5290 3	0.7578 5	0.5438 5
2D- DWT coif3	32.88715	5.98958	0.5295 2	0.7615 6	0.5431 1
2D- DWT coif4	32.88890	5.98849	0.5296 4	0.7624 3	0.5433 3
MAX MEAN					
	STD	EN	MSSI M	Qab	VIF
2D- DWT db3	32.86702	5.98741	0.5299 9	0.7599 0	0.5447 3
2D- DWT db4	32.88145	5.98726	0.5301 5	0.7623 2	0.5457 4
2D- DWT sym3	32.86702	5.98741 2	0.5299 9	0.7599 0	0.5447 3
2D- DWT sym4	32.87482	5.98138	0.5303 3	0.7648 9	0.5444 8
2D- DWT coif3	32.88362	5.97825	0.5305 8	0.7679 3	0.5436 6
2D- DWT coif4	32.88615	5.97661	0.5306 0	0.7685 0	0.5437 9
MAX MAX					
	STD	EN	MSSI M	Qab	VIF
2D- DWT db3	32.86923	5.99124	0.5282 6	0.7513 2	0.5436 8
2D- DWT db4	32.88520	5.99417	0.5288 4	0.7536 6	0.5450 9
2D- DWT sym3	32.89250	5.98738	0.5293 1	0.7557 5	0.5443 2
2D- DWT sym4	32.89250	5.98738	0.5293 1	0.7557 5	0.5443 2
2D- DWT coif3	32.89400	5.98665	0.5298 1	0.7604 8	0.5435 6
2D- DWT coif4	32.89572	5.98631	0.5298 8	0.7605 8	0.5437 4

Tableau III-1 : Résultats quantitative pour les différentes règles de fusion/types d'ondelettes appliquer sur la Paire A d'images multimodales

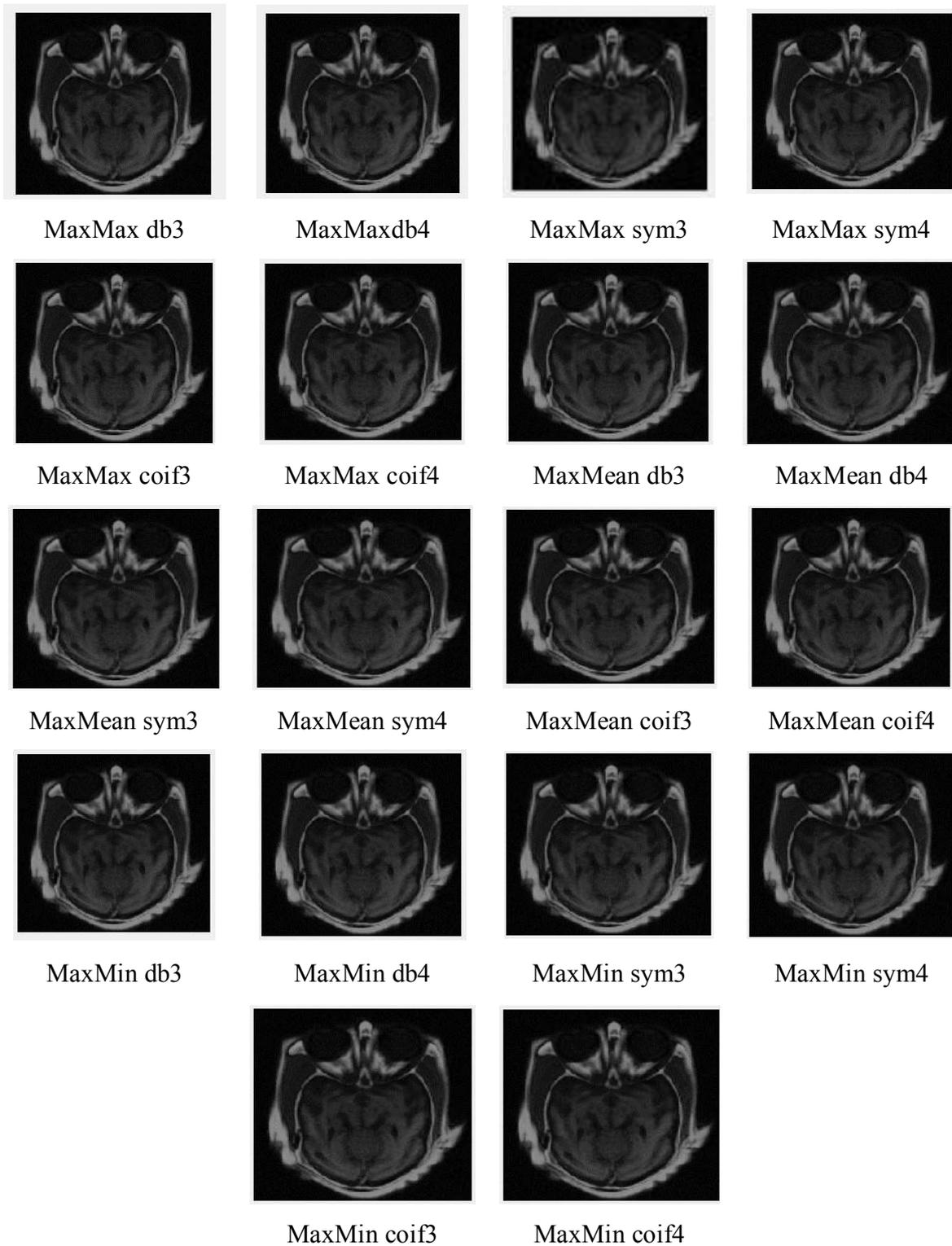
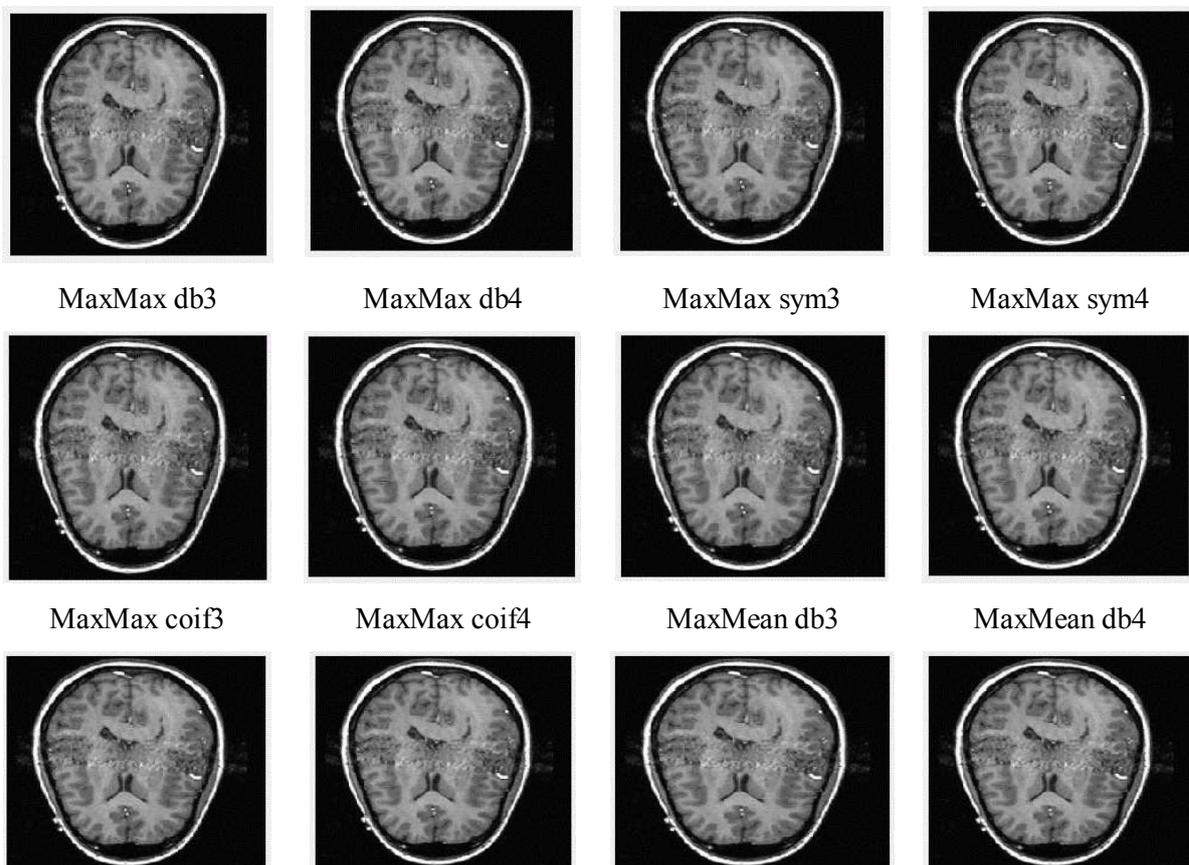


Figure III-2 : Images fusionnées obtenues avec différents types d'ondelettes/Règles de fusion pour la paire A d'images multimodales

Paire B	MAX _ MIN				
	STD	EN	MSSIM	Qab	VIF
2D- DWT db3	67.12469	5.94332	0.73219	0.63271	0.86561
2D- DWT db4	67.19340	5.96061	0.73263	0.63206	0.86828
2D- DWT sym3	67.12469	5.94332	0.73219	0.63271	0.86561

2D- DWT sym4	67.28543	5.93051	0.73380	0.63760	0.86955
2D- DWT coif3	67.23897	5.94617	0.73414	0.64169	0.87149
2D- DWT coif4	67.21932	5.95055	0.73423	0.64278	0.87257
MAX MEAN					
	STD	EN	MSSIM	Qab	VIF
2D- DWT db3	67.14828	5.89034	0.74204	0.63943	0.87855
2D- DWT db4	67.17896	5.90627	0.74171	0.63860	0.88042
2D- DWT sym3	67.14828	5.89034	0.74204	0.63943	0.87855
2D- DWT sym4	67.19959	5.88235	0.74233	0.64360	0.88109
2D- DWT coif3	67.19100	5.88940	0.74198	0.64720	0.88149
2D- DWT coif4	67.19398	5.89525	0.74179	0.64834	0.88196
MAX MAX					
	STD	EN	MSSIM	Qab	VIF
2D- DWT db3	67.26371	5.94463	0.73224	0.63269	0.86661
2D- DWT db4	67.20286	5.96033	0.73270	0.63175	0.87053
2D- DWT sym3	67.26371	5.94463	0.73224	0.63269	0.86661
2D- DWT sym4	67.1877	5.91486	0.73411	0.63763	0.87185
2D- DWT coif3	67.19075	5.93058	0.73447	0.64208	0.87326
2D- DWT coif4	67.19392	5.94170	0.73447	0.64324	0.87382

Tableau III-2 : Résultats quantitative pour les différentes règles de fusion/types d'ondelettes appliquer sur la Paire B d'images multimodales.



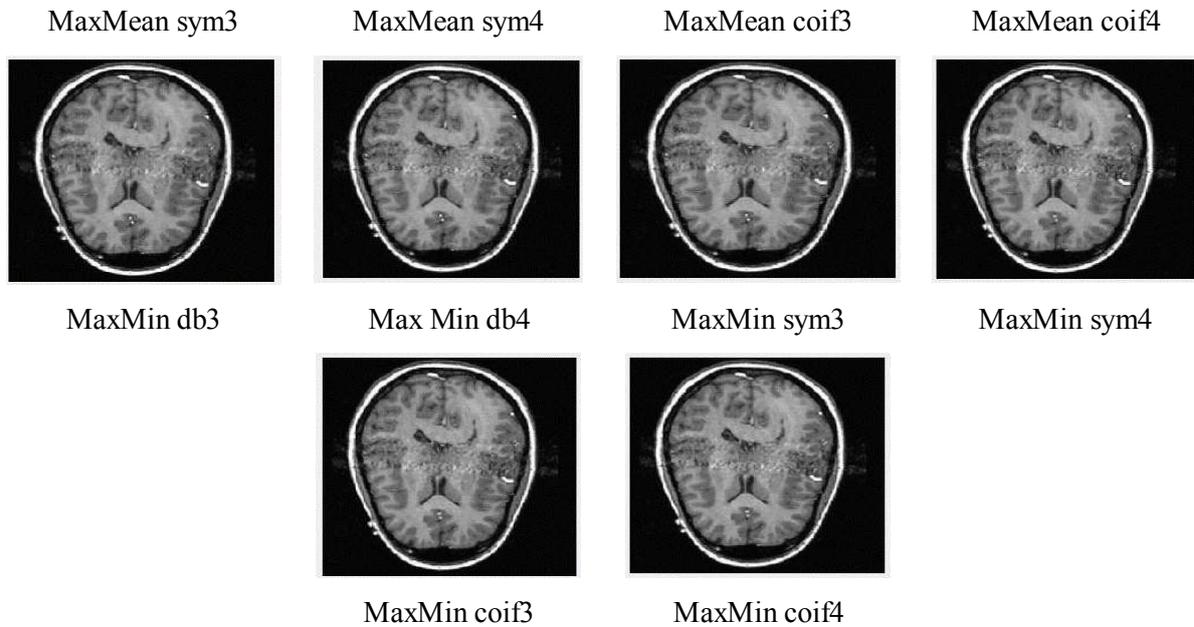


Figure III-3 : Images fusionnées obtenues avec différents types d'ondelettes/Règles de fusion pour la paire B d'images multimodales.

Paire C	MEAN _ MIN				
	STD	EN	MSSIM	Qab	VIF
2D- DWT db3	40.37323	6.99939	0.91170	0.47597	0.61601
2D- DWT db4	40.36377	7.00269	0.91189	0.47436	0.61630
2D- DWT sym3	40.3732	6.9994	0.9117	0.4760	0.6160
2D- DWT sym4	40.3242	7.0011	0.9136	0.4732	0.6143
2D- DWT coif3	40.3288	7.00194	0.91423	0.47496	0.61437
2D- DWT coif4	40.32863	7.01097	0.91431	0.47469	0.61417
	MEAN MEAN				
	STD	EN	MSSIM	Qab	VIF
2D- DWT db3	40.36217	7.00517	0.91760	0.48270	0.61649
2D- DWT db4	40.35468	6.99760	0.91741	0.48102	0.61669
2D- DWT sym3	40.36217	7.00517	0.91760	0.48270	0.61649
2D- DWT sym4	40.32988	7.00100	0.91839	0.48077	0.61494
2D- DWT coif3	40.33572	6.99557	0.91844	0.481583	0.61462
2D- DWT coif4	40.33688	6.99865	0.91837	0.48107	0.61441
	MEAN MAX				
	STD	EN	MSSIM	Qab	VIF
2D- DWT db3	40.38876	7.00813	0.91120	0.47747	0.61421
2D- DWT db4	40.38062	6.99593	0.91184	0.47528	0.61493
2D- DWT sym3	40.38876	7.00813	0.91120	0.47747	0.61421
2D- DWT sym4	40.36653	6.99462	0.91376	0.47949	0.61396
2D- DWT coif3	40.36757	7.00783	0.91428	0.48069	0.61355
2D- DWT coif4	40.36778	7.01058	0.91439	0.47998	0.61334

Tableau III-3 : Résultats quantitative pour les différentes règles de fusion/types d'ondelettes appliquer sur la Paire C d'images multimodales.



MaxMax db3



MaxMax db4



MaxMax sym3



MaxMax sym4



MaxMax coif3



MaxMax coif4



MaxMean db3



MaxMean db4



MaxMean sym3



MaxMean sym4



MaxMean coif3



MaxMean coif4



MaxMin db3



Max Min db4



MaxMin sym3



MaxMin sym4



MaxMin coif3

MaxMin coif4

Figure III-4 : Images fusionnées obtenues avec différents types d'ondelettes/Règles de fusion pour la paire C d'images multimodales

Paire D	MEAN _ MIN				
	STD	EN	MSSIM	Qab	VIF
2D- DWT db3	41.77937	3.81344	0.93579	0.54227	0.54850
2D- DWT db4	41.75416	3.81952	0.93517	0.53683	0.54815
2D- DWT sym3	41.77937	3.81344	0.93579	0.54227	0.54850
2D- DWT sym4	41.76768	3.79778	0.93615	0.53759	0.55068
2D- DWT coif3	41.74391	3.80644	0.93590	0.53454	0.55018
2D- DWT coif4	41.73521	3.81326	0.93568	0.53400	0.55024
MEAN MEAN					
	STD	EN	MSSIM	Qab	VIF
2D- DWT db3	41.69404	3.79247	0.94083	0.54411	0.56265
2D- DWT db4	41.66929	3.79506	0.94044	0.54095	0.56137
2D- DWT sym3	41.69404	3.79247	0.94083	0.54411	0.56265
2D- DWT sym4	41.67028	3.78819	0.94077	0.54665	0.56322
2D- DWT coif3	41.65708	3.79851	0.94042	0.54321	0.56192
2D- DWT coif4	41.65213	3.80369	0.94013	0.54210	0.56155
MEAN MAX					
	STD	EN	MSSIM	Qab	VIF
2D- DWT db3	41.79850	3.80979	0.93578	0.53454	0.54977
2D- DWT db4	41.75776	3.82395	0.93564	0.53575	0.54953
2D- DWT sym3	41.79850	3.80979	0.93578	0.53454	0.54977
2D- DWT sym4	41.75377	3.80861	0.93638	0.54292	0.55016
2D- DWT coif3	41.73129	3.81783	0.93623	0.54179	0.55029
2D- DWT coif4	41.72415	3.82316	0.93594	0.54053	0.55030

Tableau III-4 : Résultats quantitative pour les différentes règles de fusion/types d'ondelettes appliquer sur la Paire D d'images multimodales.



Figure III-5 : Images fusionnées obtenues avec différents types d'ondelettes/Règles de fusion pour la paire D d'images multimodales.

On analysons les résultats présentés dans les tableaux III-1 à III-4 et les figures III-2 à III-5, il est facile de remarquer que les résultats qualitatifs et quantitatifs sont très similaires, avec de

légères différences en termes de métriques d'évaluation. Il est intéressant de noter que l'ondelette COIF4 a produit les meilleurs résultats parmi les différentes méthodes testées. C'est pourquoi nous avons choisi d'utiliser cette ondelette pour étudier l'influence du niveau de décomposition dans le processus de fusion d'images multimodales.

III.3.2 Evaluation des résultats pour différents niveaux de décomposition :

Dans cette section, nous avons opté pour l'utilisation de l'ondelette Coif4 en raison de ses meilleurs résultats par rapport aux autres ondelettes mère évaluées dans la section précédente. Afin d'évaluer l'influence de changement de niveaux de décomposition sur les résultats de fusion, plusieurs tests ont été effectués en variant le niveau de décomposition de 1 à 4 pour les différentes paires d'images médicales. Pour ce faire, nous avons appliqué la règle de Moyenne (Mean) pour fusionner les coefficients d'approximation et les règles Max, Min, Mean pour fusionner les coefficients de détails. Les résultats visuels ainsi que les valeurs des critères d'évaluation utilisés sont montrés dans les tableaux et les figures suivants :

Paire A	MEAN_MAX				
	STD	EN	MSSIM	Qab	VIF
2D- DWT niveau1	18.79498	5.20210	0.48315	0.41265	0.31221
2D- DWT niveau2	19.27211	5.33138	0.48004	0.47355	0.31375
2D- DWT niveau3	21.47184	5.46845	0.47142	0.57834	0.33335
2D- DWT niveau4	24.99118	5.48342	0.45951	0.56477	0.37672
MEAN MEAN					
	STD	EN	MSSI M	Qab	VIF
2D- DWT niveau1	18.71419	5.18475	0.48242	0.39558	0.31019
2D- DWT niveau2	18.71769	5.18129	0.48258	0.40108	0.31053
2D- DWT niveau3	18.71397	5.18439	0.48268	0.40433	0.31047
2D- DWT niveau4	18.71607	5.18542	0.48278	0.40515	0.31049
MEAN MIN					
	STD	EN	MSSIM	Qab	VIF
2D- DWT niveau1	18.75158	5.17996	0.48102	0.38880	0.31137
2D- DWT niveau2	18.61204	5.20926	0.46576	0.24608	0.29911
2D- DWT niveau3	17.95273	5.36332	0.42643	0.11634	0.22448
2D- DWT niveau4	17.09318	5.47593	0.38457	0.07381	0.11275

Tableau III-5 : Résultats quantitative pour différents niveaux de décomposition appliquer sur la Paire A d'images multimodales

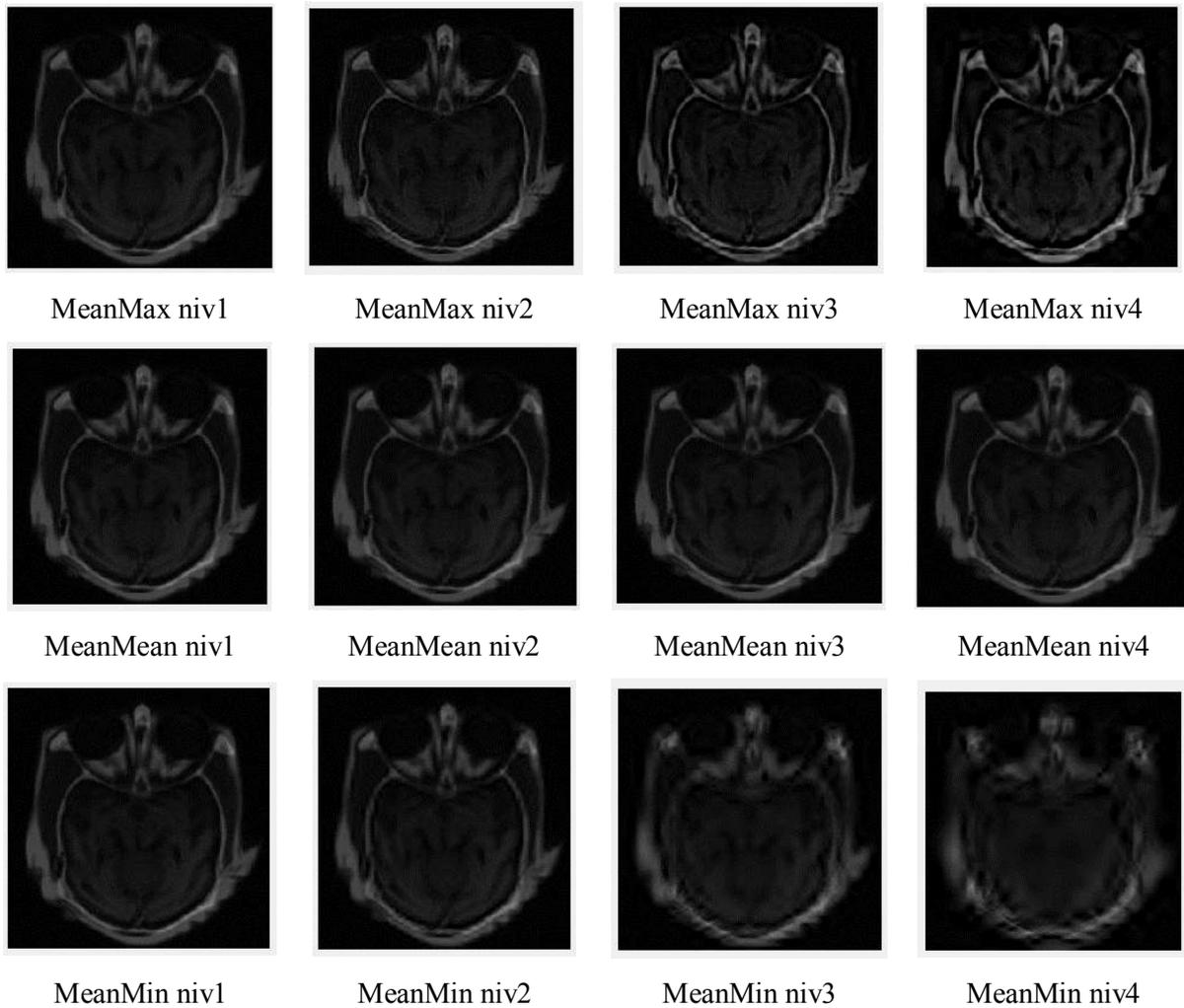


Figure III-6 : Images fusionnées pour différents des niveaux de décomposition (Paire A)

Paire B	Paire d'images 1 MEAN_MAX				
	STD	EN	MSSIM	Qab	VIF
2D- DWT niveau1	43.85896	5.54687	0.76922	0.46942	0.53849
2D- DWT niveau2	45.37870	5.75307	0.74011	0.49892	0.54048
2D- DWT niveau3	48.55145	6.05385	0.70553	0.52633	0.58932
2D- DWT niveau4	52.49016	6.17264	0.67353	0.54537	0.73494
	MEAN MEAN				
	STD	EN	MSSIM	Qab	VIF
2D- DWT niveau1	43.53317	5.39226	0.77733	0.47633	0.54152
2D- DWT niveau2	43.52964	5.39656	0.77736	0.47677	0.54134
2D- DWT niveau3	43.53532	5.39620	0.77741	0.47716	0.54173
2D- DWT niveau4	43.53747	5.39671	0.77741	0.47711	0.54174
	MEAN MIN				
	STD	EN	MSSIM	Qab	VIF
2D- DWT niveau1	43.48649	5.45037	0.76214	0.43223	0.53010
2D- DWT niveau2	42.88054	5.60382	0.70954	0.27173	0.47407

2D- DWT niveau3	40.95974	5.91021	0.64185	0.19848	0.38821
2D- DWT niveau4	37.94081	6.24577	0.59664	0.16685	0.23218

Tableau III-6 : Résultats quantitative pour différents niveaux de décomposition appliquer sur la Paire B d'images multimodales

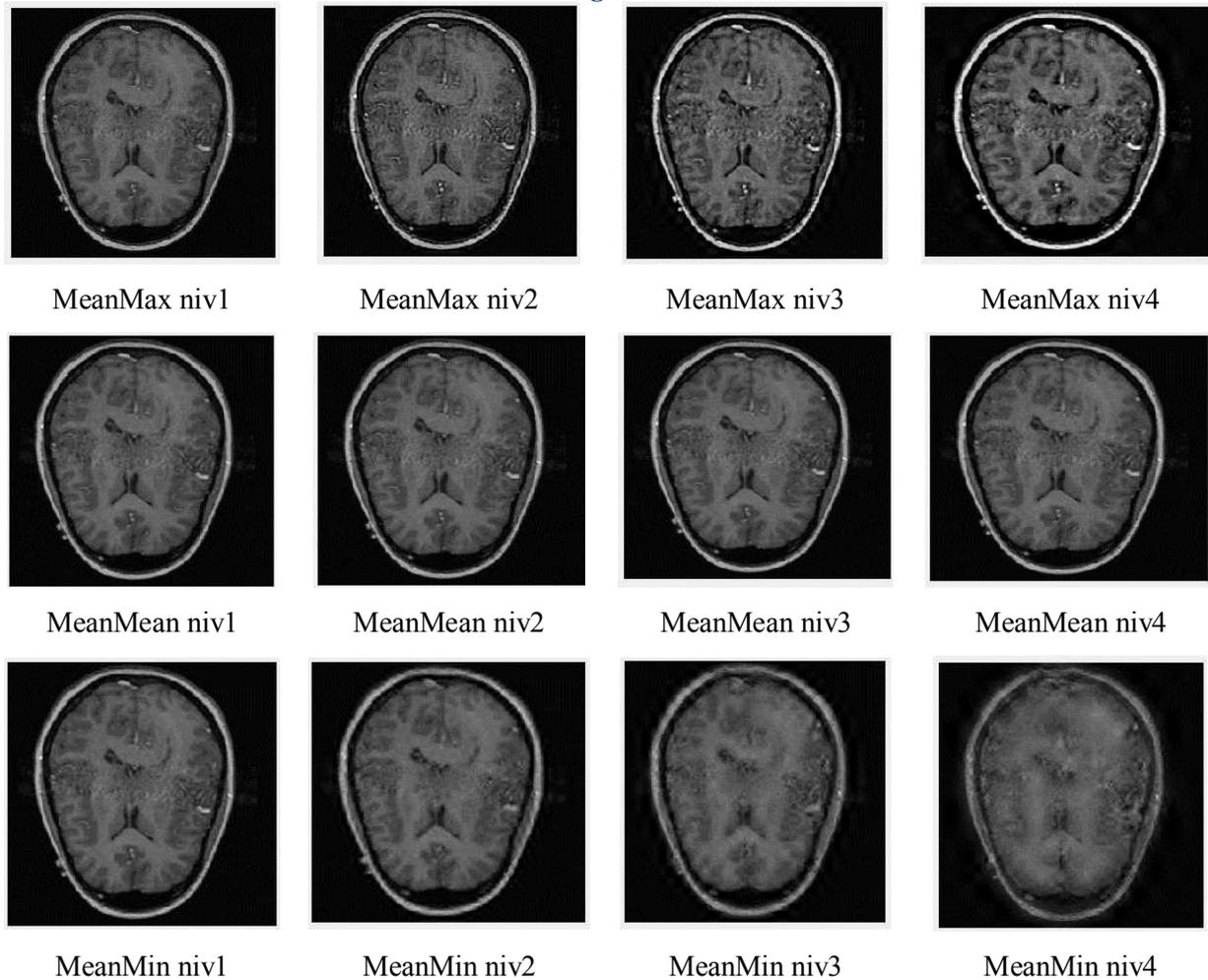


Figure III-7 : Images fusionnées pour différents des niveaux de décomposition (Paire B)

Paire C	Paire d'images 1 MEAN_ MAX				
	STD	EN	MSSIM	Qab	VIF
2D- DWT niveau1	39.68622	7.01133	0.93259	0.57925	0.70213
2D- DWT niveau2	39.86554	7.03017	0.91357	0.58753	0.73201
2D- DWT niveau3	40.39335	7.04403	0.89959	0.61878	0.81543
2D- DWT niveau4	40.81679	7.06295	0.89934	0.63349	0.89819
	MEAN MEAN				
	STD	EN	MSSIM	Qab	VIF
2D- DWT niveau1	39.65176	6.96443	0.93646	0.57661	0.69516
2D- DWT niveau2	39.65950	6.96473	0.93648	0.58108	0.69712
2D- DWT niveau3	39.65452	6.96443	0.93664	0.58157	0.69714
2D- DWT niveau4	39.65875	6.96499	0.93675	0.58210	0.69823
	MEAN MIN				
	STD	EN	MSSIM	Qab	VIF
2D- DWT niveau1	39.64702	7.01251	0.93291	0.54171	0.69500
2D- DWT niveau2	39.60079	7.02102	0.91523	0.40176	0.65446
2D- DWT niveau3	39.36618	7.01257	0.89705	0.34975	0.57105

2D- DWT niveau4	39.10653	7.00720	0.89314	0.34315	0.50039
-----------------	----------	---------	---------	---------	---------

Tableau III-7 : Résultats quantitative pour différents niveaux de décomposition appliquer sur la Paire C d'images multimodales

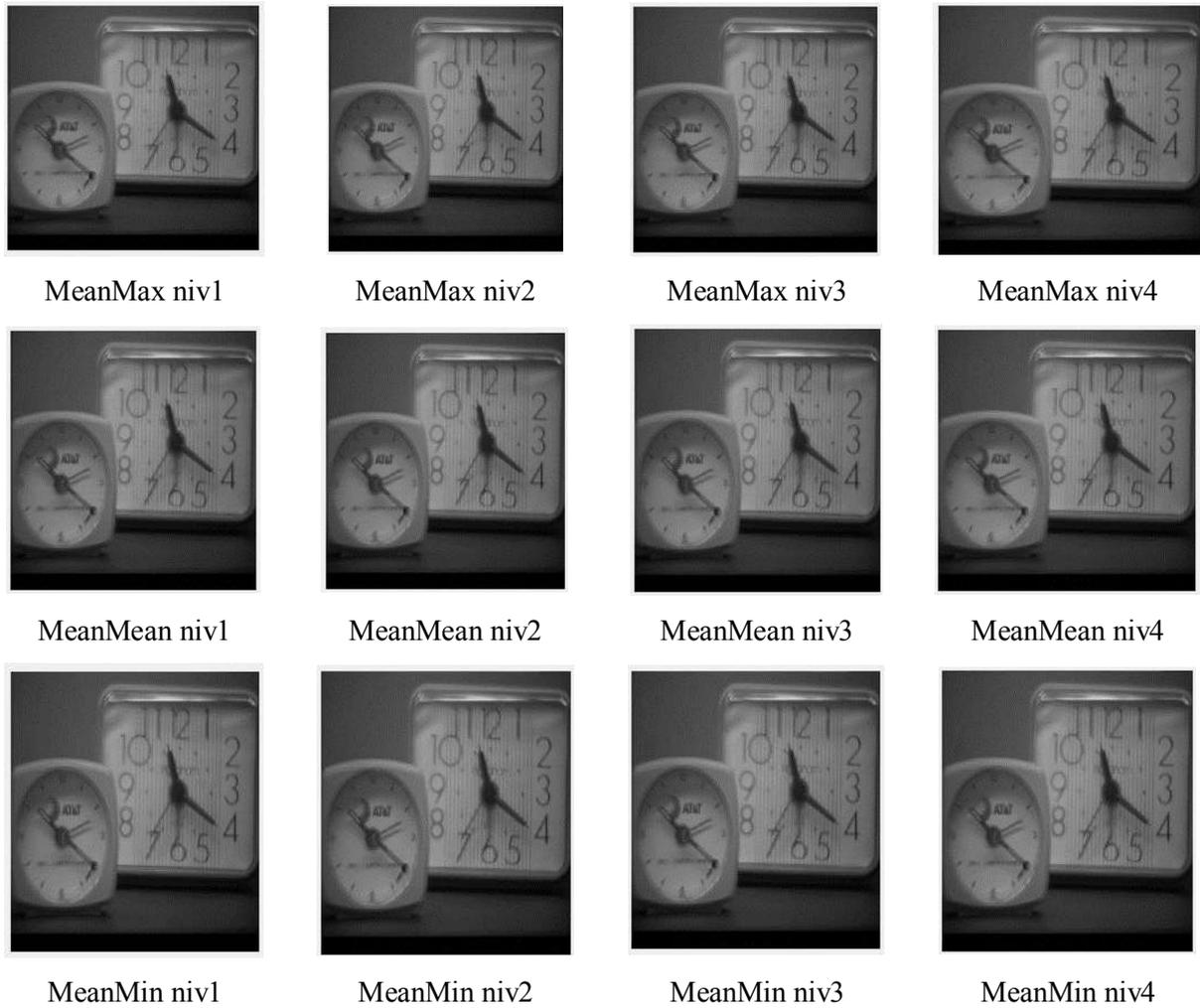


Figure III-8 : Images fusionnées pour différents des niveaux de décomposition (Paire C)

Paire D	Paire d'images 1 MEAN_ MAX				
	STD	EN	MSSIM	Qab	VIF
2D- DWT niveau1	46.12030	4.02287	0.94833	0.66744	0.70923
2D- DWT niveau2	46.82761	4.02680	0.93936	0.73541	0.74467
2D- DWT niveau3	47.83780	4.12198	0.93213	0.77697	0.80554
2D- DWT niveau4	49.11232	4.10265	0.93711	0.79900	0.89994
	MEAN MEAN				
	STD	EN	MSSIM	Qab	VIF
2D- DWT niveau1	45.85369	4.01198	0.95284	0.65094	0.70102
2D- DWT niveau2	45.85035	4.01606	0.95289	0.65413	0.70093
2D- DWT niveau3	45.84482	4.01612	0.95297	0.65563	0.70102
2D- DWT niveau4	45.83307	4.01961	0.95306	0.65802	0.70102
	MEAN MIN				
	STD	EN	MSSIM	Qab	VIF
2D- DWT niveau1	45.77604	4.00904	0.94751	0.56613	0.65994
2D- DWT niveau2	45.52423	4.01031	0.93742	0.44063	0.58287
2D- DWT niveau3	45.09047	4.11077	0.93417	0.44588	0.50457
2D- DWT niveau4	44.25199	4.29709	0.93869	0.47625	0.41393

Tableau III-8 : Résultats quantitative pour différents niveaux de décomposition appliquer sur la Paire D d'images multimodales

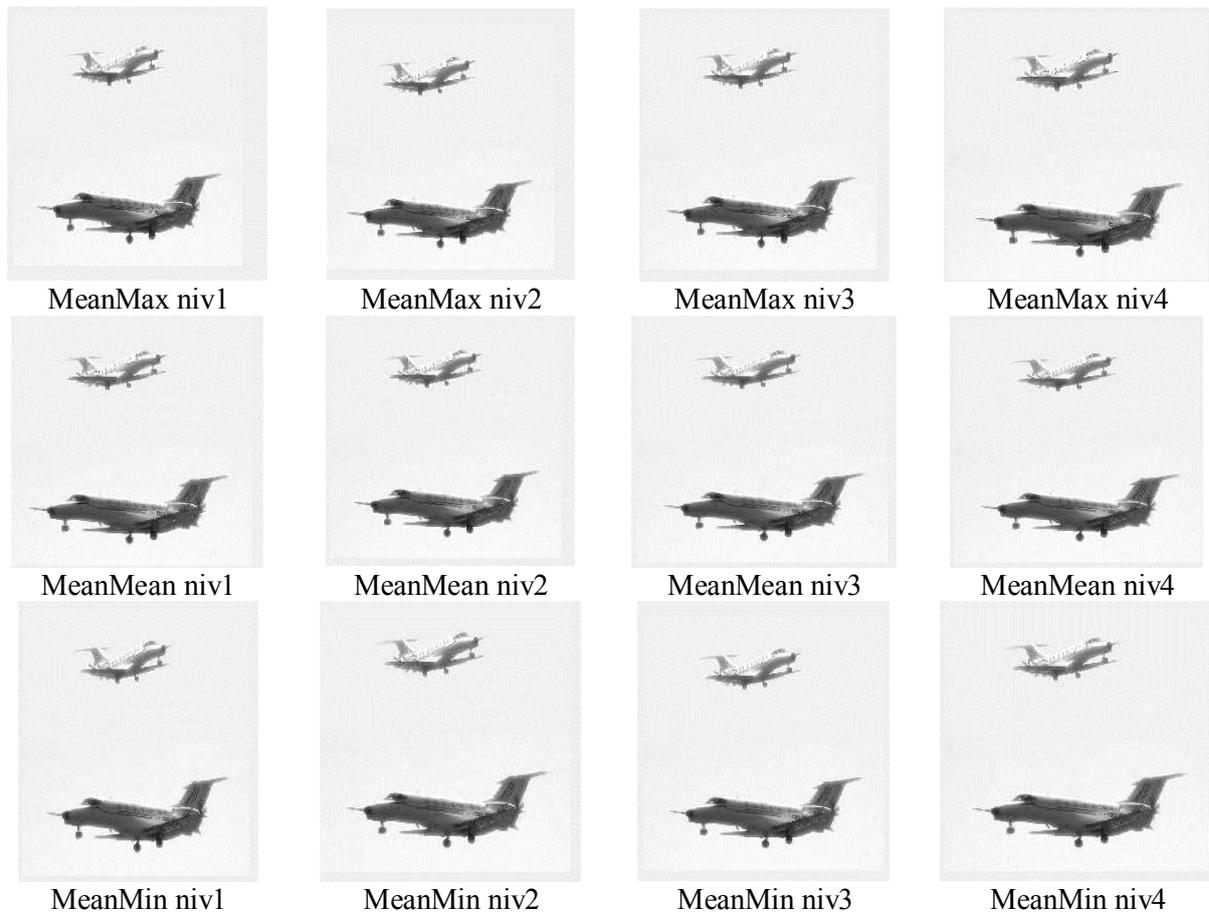


Figure III-9 : Images fusionnées pour différents des niveaux de décomposition (Paire D)

En examinant les valeurs des métriques de fusion des tableau III-5 - III-8, on peut constater que les valeurs de l'entropie et les autres métrique d'évaluations augmentent jusqu'au niveau 3 pour les règles Max-Mean et Max-Max. Les valeurs des différentes métriques de fusion présentées dans ces tableaux deviennent constantes aux niveaux 3 et 4. Pour la règles Mean-Min on remarque que les valeurs des différents critères diminuent dans le niveau 4, ceci et du principalement au selection du minimum pour les coefficients de détail , on note que les coefficients ayant les grande valeur represente les pixls avec le meilleur contraste , ainsi, les résultats visuels de cette règle de fusion présente cette dégradation de contraste dans l'image fusion causée par la selection du minimum des coefficients de détails.

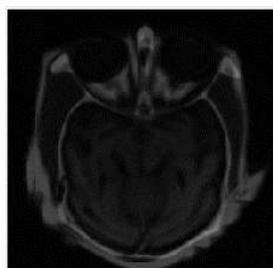
III.3.3 Résultat de Fusion Par DTCWT :

Dans cette section, nous avons procédé à la fusion d'images en utilisant la Transformée en Ondelettes Complexes à Double Arbre (DT-CWT) dans le but d'améliorer les aspects visuels et quantitatifs par rapport à la Transformée en Ondelettes Discrètes (DWT). Pour chaque image, nous avons appliqué une analyse 2D-DT-CWT en maintenant la règle de la moyenne pour les coefficients d'approximation, tout en faisant varier les règles de fusion (Max, Mean, Min) pour

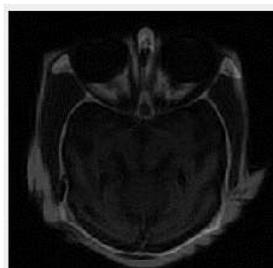
les coefficients détaillés, et en ajustant le niveau de décomposition afin d'obtenir des images fusionnées nettes et de qualité supérieure. Les résultats visuels ainsi que les valeurs des critères d'évaluation utilisés sont montrés dans les tableaux et les figures suivants :

Paire A		Paire d'images 1 MEAN_ MAX				
		STD	EN	MSSIM	Qab	VIF
2D-niveau1	DT-CWT	18.8140992	5.2003336	0.4838512	0.4292913	0.3128032
2D-niveau2	DT-CWT	19.3117332	5.3072366	0.4843922	0.5221063	0.3169852
2D-niveau3	DT-CWT	21.4518702	5.4504986	0.4805052	0.6350623	0.3421792
2D-niveau4	DT-CWT	24.4829882	5.4713326	0.4758572	0.6492923	0.4121112
		MEAN MEAN				
		STD	EN	MSSIM	Qab	VIF
2D-niveau1	DT-CWT	18.7558122	5.1448786	0.4824892	0.4091023	0.3118862
2D-niveau2	DT-CWT	18.7669992	5.1422376	0.4835792	0.4137003	0.3121602
2D-niveau3	DT-CWT	18.7669992	5.1422376	0.4835792	0.4137003	0.3121602
2D-niveau4	DT-CWT	18.7669992	5.1422376	0.4835792	0.4137003	0.3121602
		MEAN MIN				
		STD	EN	MSSIM	Qab	VIF
2D-niveau1	DT-CWT	18.7250532	5.1694736	0.4808102	0.3793333	0.3108372
2D-niveau2	DT-CWT	18.4779492	5.1657586	0.4679442	0.2489533	0.2976332
2D-niveau3	DT-CWT	17.5399052	5.3033096	0.4357942	0.1177733	0.2317862
2D-niveau4	DT-CWT	15.8145942	5.4358006	0.4042372	0.0715423	0.1240262

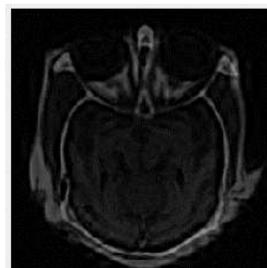
Tableau III-9 Résultats quantitative pour différents niveaux de décomposition de DTCWT appliquer sur la Paire A d'images multimodales



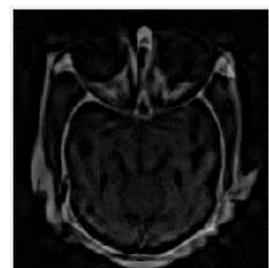
MeanMax niv1



MeanMax niv2



MeanMax niv3



MeanMax niv4

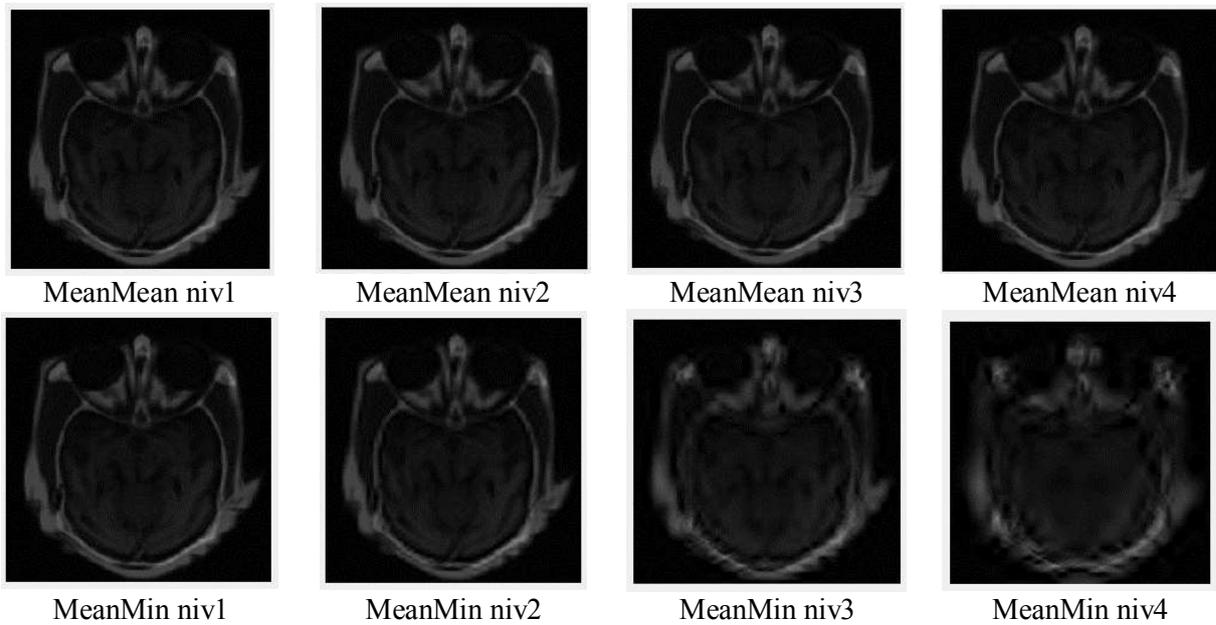
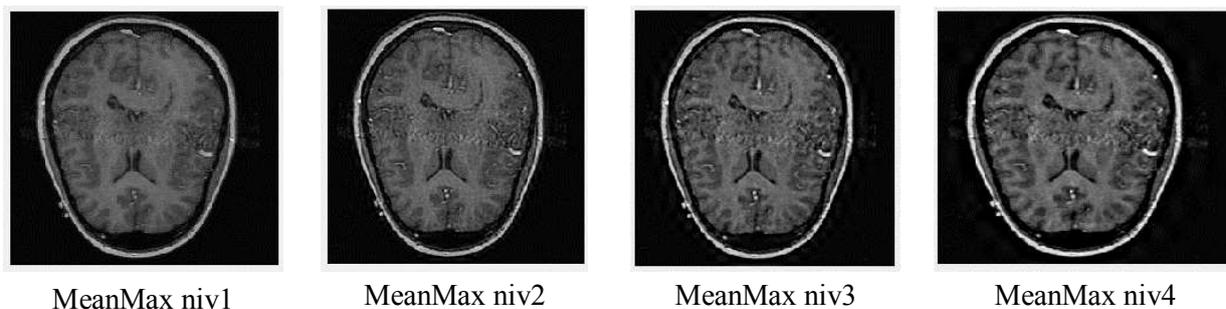


Figure III-10 : Images fusionnées pour différents des niveaux de décomposition de DTCWT (Paire A)

Paire B	Paire d'images 1 MEAN_MAX				
	STD	EN	MSSIM	Qab	VIF
2D- DT-CWT niveau1	43.8967452	5.5130996	0.7742692	0.4993413	0.5436612
2D- DT-CWT niveau2	45.3251562	5.6735776	0.7578832	0.5450033	0.5524622
2D- DT-CWT niveau3	48.3915232	5.8933756	0.7359472	0.5727763	0.6072212
2D- DT-CWT niveau4	52.3899832	6.0383276	0.6969542	0.5834543	0.7547232
	MEAN MEAN				
	STD	EN	MSSIM	Qab	VIF
2D- DT-CWT niveau1	43.4940562	5.3855956	0.7775362	0.4775503	0.5421402
2D- DT-CWT niveau2	43.6271632	5.4023586	0.7774452	0.4777993	0.5427312
2D- DT-CWT niveau3	43.6271632	5.4023586	0.7774452	0.4777993	0.5427312
2D- DT-CWT niveau4	43.6271632	5.4023586	0.7774452	0.4777993	0.5427312
	MEAN MIN				
	STD	EN	MSSIM	Qab	VIF
2D- DT-CWT niveau1	43.3674662	5.3715696	0.7668392	0.4283913	0.5305982
2D- DT-CWT niveau2	42.6484022	5.4665176	0.7311412	0.2871693	0.4805662
2D- DT-CWT niveau3	40.5602382	5.7433836	0.6789052	0.2115173	0.3998312
2D- DT-CWT niveau4	37.3808082	6.0552566	0.6424372	0.1743703	0.2374222

Tableau III-10 : Résultats quantitative pour différents niveaux de décomposition de DTCWT appliquer sur la Paire B d'images multimodales



MeanMax niv1 MeanMax niv2 MeanMax niv3 MeanMax niv4

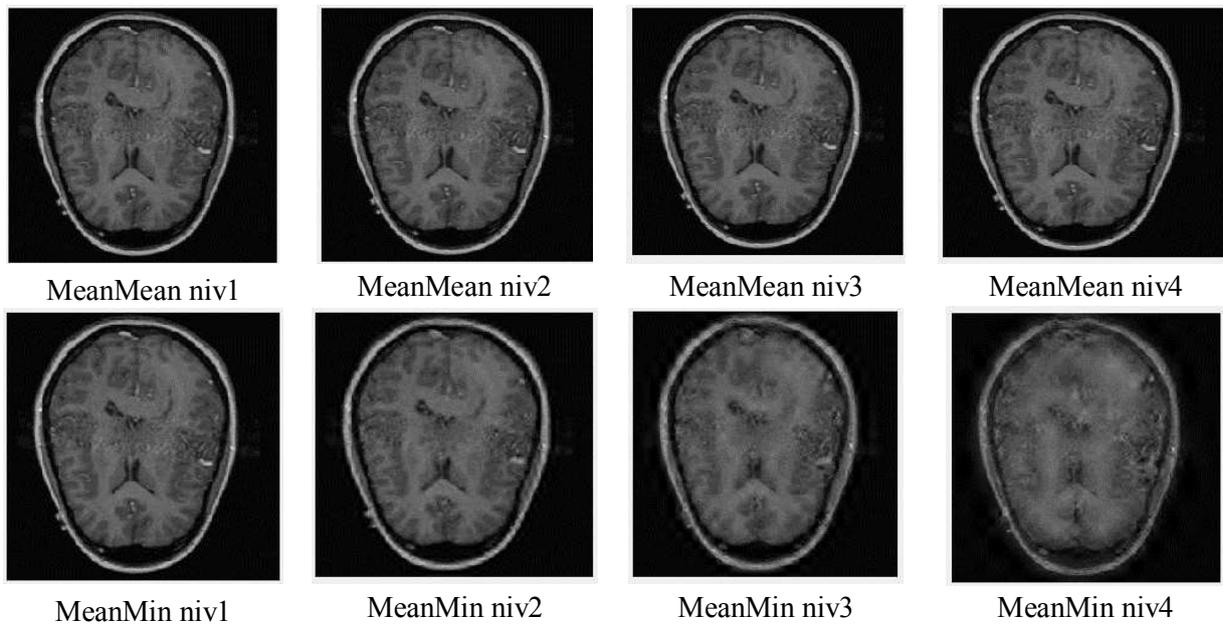
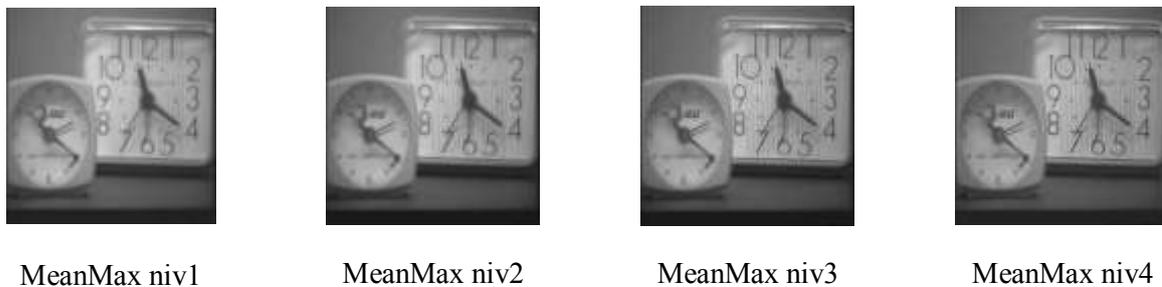


Figure III-11 : Images fusionnées pour différents des niveaux de décomposition de DTCWT (Paire B)

Paire C	MEAN_MAX				
	STD	EN	MSSIM	Qab	VIF
2D- DT-CWT niveau1	39.6847532	6.9894766	0.9337442	0.5998373	0.7049562
2D- DT-CWT niveau2	39.8653762	7.0295466	0.9209002	0.6266603	0.7378842
2D- DT-CWT niveau3	40.3647552	7.0516066	0.9063092	0.6453413	0.8185672
2D- DT-CWT niveau4	40.8893242	7.0699446	0.9053732	0.6559193	0.9125652
	MEAN MEAN				
	STD	EN	MSSIM	Qab	VIF
2D- DT-CWT niveau1	39.6414382	6.9658106	0.9370552	0.5837283	0.6991382
2D- DT-CWT niveau2	39.7056922	6.9649106	0.9370292	0.5835793	0.7000092
2D- DT-CWT niveau3	39.7056922	6.9649106	0.9370292	0.5835793	0.7000092
2D- DT-CWT niveau4	39.7056922	6.9649106	0.9370292	0.5835793	0.7000092
	MEAN MIN				
	STD	EN	MSSIM	Qab	VIF
2D- DT-CWT niveau1	39.6379532	6.9825306	0.9347432	0.5396643	0.6925942
2D- DT-CWT niveau2	39.5463612	7.0091196	0.9248642	0.4263133	0.6536952
2D- DT-CWT niveau3	39.3100072	7.0183176	0.9064572	0.3817033	0.5755972
2D- DT-CWT niveau4	38.9416652	7.0087896	0.9012882	0.3675423	0.4984882

Tableau III-11 : Résultats quantitative pour différents niveaux de décomposition de DTCWT appliquer sur la Paire C d'images multimodales



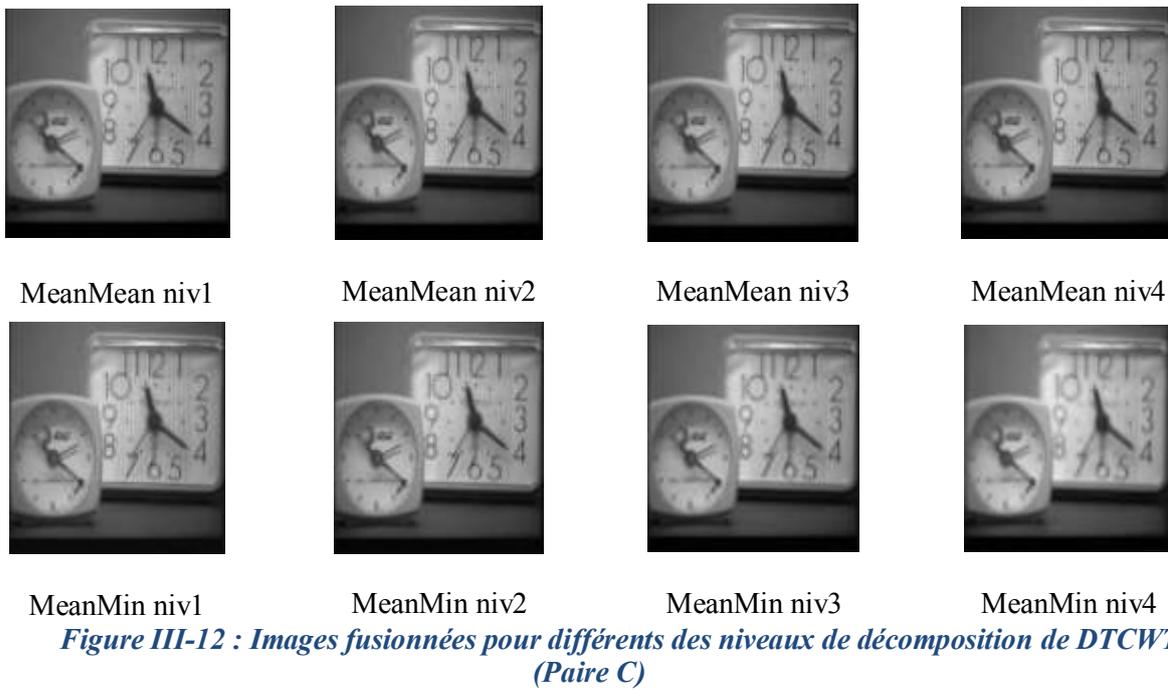


Figure III-12 : Images fusionnées pour différents des niveaux de décomposition de DTCWT (Paire C)

Paire D	MEAN_MAX				
	STD	EN	MSSIM	Qab	VIF
2D- DT-CWT niveau1	46.1258072	4.0207736	0.9499752	0.7055323	0.7194422
2D- DT-CWT niveau2	46.8070172	4.0241556	0.9431932	0.7567093	0.7553982
2D- DT-CWT niveau3	47.8528642	4.0524226	0.9372162	0.7880643	0.8174322
2D- DT-CWT niveau4	49.0664052	3.9810276	0.9392982	0.8036203	0.9006472
	MEAN MEAN				
	STD	EN	MSSIM	Qab	VIF
2D- DT-CWT niveau1	45.9077352	4.0079096	0.9532362	0.6628233	0.7018092
2D- DT-CWT niveau2	45.8188742	4.0203136	0.9532212	0.6629103	0.7015312
2D- DT-CWT niveau3	45.8188742	4.0203136	0.9532212	0.6629103	0.7015312
2D- DT-CWT niveau4	45.8188742	4.0203136	0.9532212	0.6629103	0.7015312
	MEAN MIN				
	STD	EN	MSSIM	Qab	VIF
2D- DT-CWT niveau1	45.7258272	4.0096316	0.9497572	0.5577763	0.6603042
2D- DT-CWT niveau2	45.4659102	3.9988366	0.9429302	0.4474173	0.5850272
2D- DT-CWT niveau3	44.9907182	4.0363546	0.9401362	0.4593873	0.5071632
2D- DT-CWT niveau4	44.2352672	4.1935696	0.9410752	0.4816793	0.4196042

Tableau III-12 Résultats quantitative pour différents niveaux de décomposition de DTCWT appliquer sur la Paire D d'images multimodales



MeanMax niv1 MeanMax niv2 MeanMax niv3 MeanMax niv4

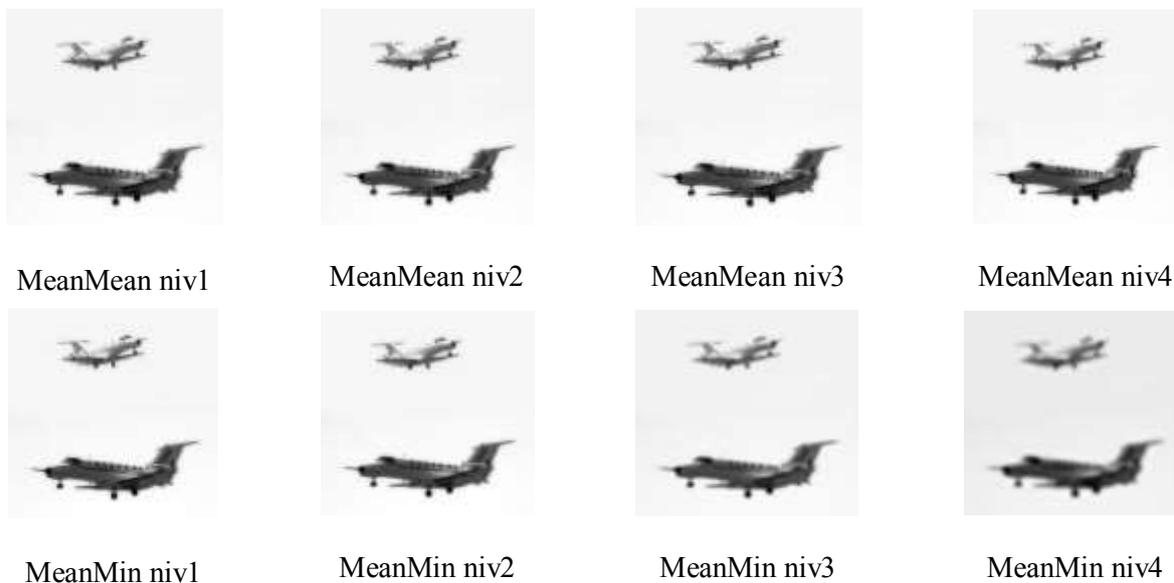


Figure III-13 : Images fusionnées pour différents des niveaux de décomposition de DTCWT (Paire D)

Les résultats quantitatifs illustrés dans les tableaux III-9 à 12 ont montrés clairement l'augmentation des valeurs des critères d'évaluations par rapport à celles obtenues par DWT, cela est dû principalement à la qualité visuels des images fusionnées générées par DTCWT. La qualité visuelle des images fusionnées obtenues cette dernière est en accord avec l'évaluation objective basée sur les valeurs des différents critères d'évaluation sur les quatre groupes d'images multimodale. Nous pouvons conclure aussi qu'une bonne méthode de fusion doit vérifier certaines conditions telles que :

- Elle doit préserver la plupart des informations pertinentes situées dans les images sources.
- Elle doit générer une image fusionnée avec une bonne qualité visuelle.
- Elle doit être exécutée correctement avec les différentes paires d'images multimodales.

III.3.4 Résultats de fusion par DTCWT Basée sur La Mesure de Correspondance / importance :

Dans cette section, la DTCWT est utilisée pour décomposer les 4 paires d'images multimodales. Les coefficients de détails sont fusionnés par les méthodes Max et Mean tandis que les coefficients d'approximation sont fusionnés par la mesure de Correspondance / importance (MCI) . Les résultats visuels ainsi que les valeurs des critères d'évaluation utilisés sont montrés dans les tableaux et les figures suivants :

Paire A	MCI- MAX				
	STD	EN	MSSI	Qab	VIF

			M		
2D- DT-CWT niveau1	32.8842652	5.8529926	0.5303342	0.7999283	0.5312662
2D- DT-CWT niveau2	32.7606222	5.9162226	0.5257462	0.7627633	0.5147212
2D- DT-CWT niveau3	32.2466332	5.9714156	0.5157512	0.7010533	0.4691092
2D- DT-CWT niveau4	32.2443122	6.0604086	0.5064962	0.6880843	0.5036862
	MCI- MEAN				
	STD	EN	MSSIM	Qab	VIF
2D- DT-CWT niveau1	32.8440352	5.9597866	0.5300142	0.7935163	0.5307582
2D- DT-CWT niveau2	32.3791772	5.9709956	0.5218972	0.6915273	0.5046472
2D- DT-CWT niveau3	30.4873152	5.9951346	0.5075622	0.5242963	0.4166932
2D- DT-CWT niveau4	27.6092242	6.1511246	0.4948632	0.4378533	0.3627852

Tableau III-13 : Résultats quantitative des images fusionnées par DTCWT / MCI (Paire A)

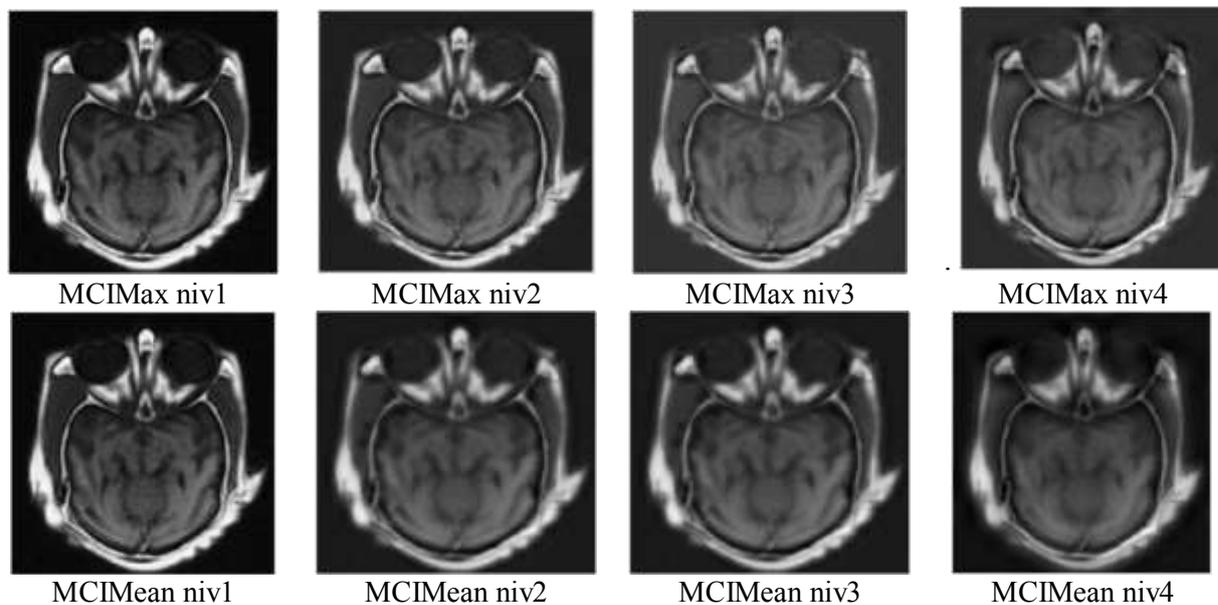


Figure III-14 : Les images fusionnées résultantes par DTCWT / MCI (Paire A)

Paire B	MCI_MAX				
	STD	EN	MSSIM	Qab	VIF
2D- DT-CWT niveau1	67.6488992	5.9197506	0.7438412	0.6627633	0.9008092
2D- DT-CWT niveau2	67.6732542	5.9866026	0.7428212	0.6060913	0.8989442
2D- DT-CWT niveau3	67.6393082	6.0381356	0.7410212	0.6058453	0.9015052
2D- DT-CWT niveau4	67.7246062	6.0802156	0.7412472	0.6094123	0.9074622
	MCI MEAN				
	STD	EN	MSSIM	Qab	VIF
2D- DT-CWT niveau1	67.3540172	5.8701546	0.7457852	0.6705023	0.8925232
2D- DT-CWT niveau2	66.3993832	5.9686406	0.7472252	0.5697253	0.8547602
2D- DT-CWT niveau3	63.7888602	6.2466356	0.7272612	0.5105403	0.7897612
2D- DT-CWT niveau4	59.9921282	6.5938256	0.7142692	0.4837253	0.6508632

Tableau III-14 : Tableau III-15 : Résultats quantitative des images fusionnées par DTCWT / MCI (Paire B)

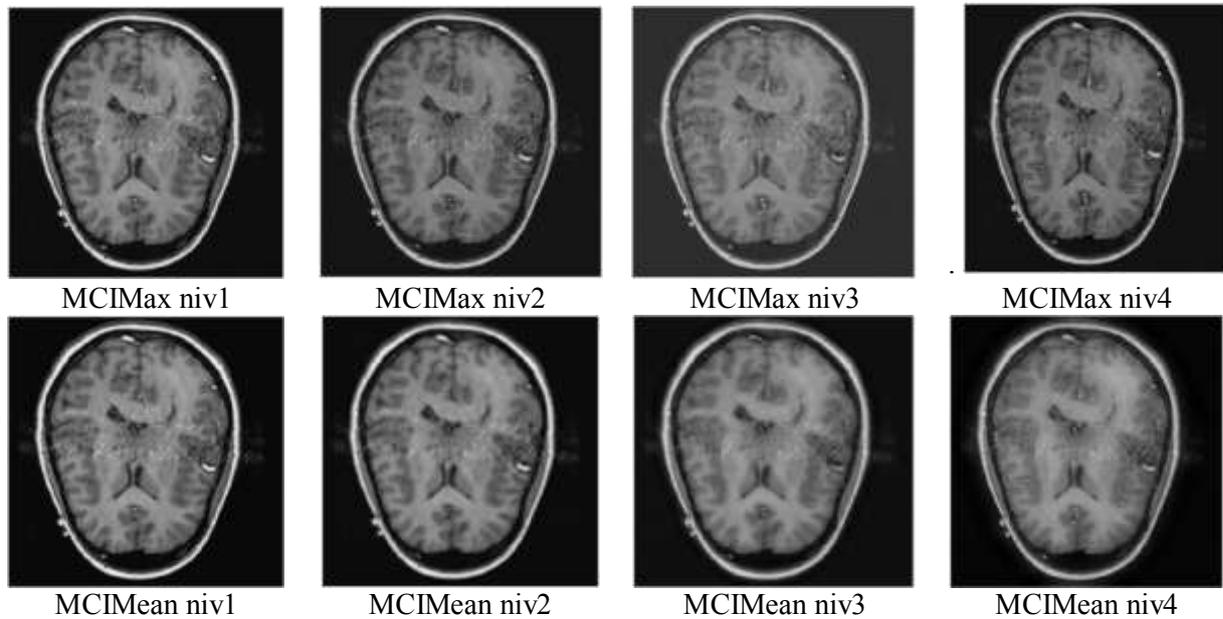


Figure III-15 : Les images fusionnées résultantes par DTCWT / MCI (Paire B)

Paire C	MCI_MAX				
	STD	EN	MSSIM	Qab	VIF
2D- DT-CWT niveau1	39.2943482	6.9738566	0.9319682	0.5666443	0.6695182
2D- DT-CWT niveau2	39.5457782	7.0161186	0.9196482	0.6236023	0.7254832
2D- DT-CWT niveau3	40.1838632	7.0475086	0.9055732	0.6495153	0.8159092
2D- DT-CWT niveau4	40.8369312	7.0689686	0.9051512	0.6570403	0.9120792
	MCI MEAN				
	STD	EN	MSSIM	Qab	VIF
2D- DT-CWT niveau1	39.2646022	6.9729926	0.9352822	0.5526553	0.6666412
2D- DT-CWT niveau2	39.2667982	6.9769716	0.9360482	0.5709413	0.6883802
2D- DT-CWT niveau3	39.4414842	6.9934136	0.9363272	0.5795703	0.6972772
2D- DT-CWT niveau4	39.6063322	6.9693976	0.9368152	0.5830423	0.6979602

Tableau III-16 : Tableau III-17 : Résultats quantitative des images fusionnées par DTCWT / MCI (Paire C)

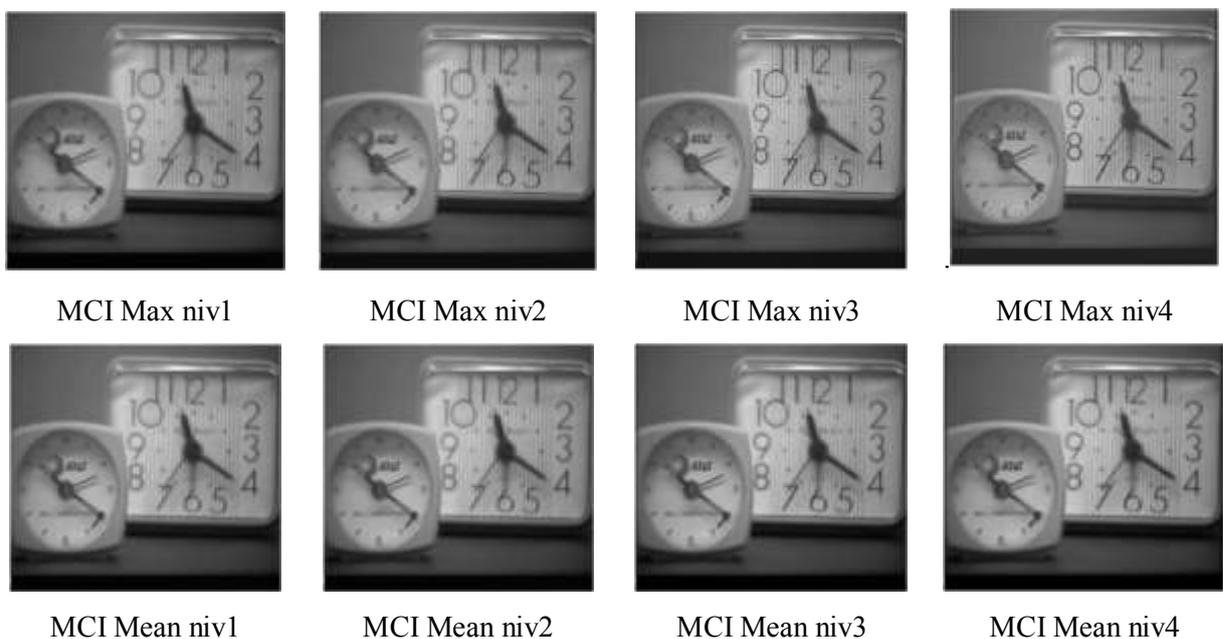


Figure III-16 : Les images fusionnées résultantes par DTCWT / MCI (Paire C)

Paire D	MCI_MAX				
	STD	EN	MSSIM	Qab	VIF
2D- DT-CWT niveau1	44.1809712	4.0054336	0.9462062	0.6340873	0.6109352
2D- DT-CWT niveau2	46.2432832	4.0135466	0.9419752	0.7506903	0.7289292
2D- DT-CWT niveau3	47.9845542	4.0461756	0.9376192	0.7888323	0.8247352
2D- DT-CWT niveau4	49.0768072	3.9806476	0.9393262	0.8036663	0.9008662
	MCI_MEAN				
	STD	EN	MSSIM	Qab	VIF
2D- DT-CWT niveau1	3.9221052	4.0036716	0.9502202	0.5913513	0.5979982
2D- DT-CWT niveau2	45.2937702	4.0196596	0.9516222	0.6488583	0.6793142
2D- DT-CWT niveau3	46.0153712	4.0254936	0.9531732	0.6648293	0.7075372
2D- DT-CWT niveau4	45.9328852	4.0216386	0.9531902	0.6630373	0.7024792

Tableau III-18 : Tableau III-19 : Résultats quantitative des images fusionnées par DTCWT / MCI (Paire D)

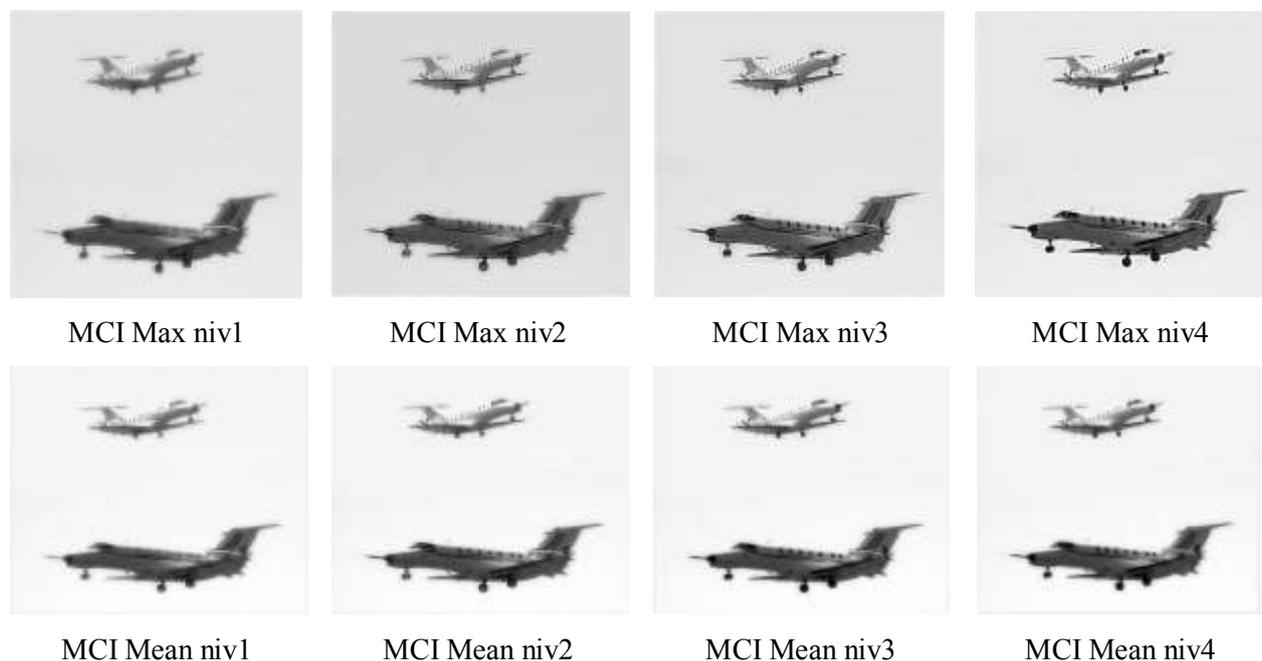


Figure III-17 : Les images fusionnées résultantes par DTCWT / MCI (Paire D)

On observant les résultats précédents, on peut constater que la règle de fusion MCI appliquée aux coefficients d'approximation au lieu de la sélection de moyenne a réussi à améliorer les résultat visuels ainsi que les résultats quantitatives. Ceci est justifié par l'augmentation des valeurs des critères d'évaluations par rapport aux celles des tableau III-9 à

12. Les images fusionnées en utilisant MCI ont un contraste plus élevé par rapport aux images fusionnée en utilisant la règle de calcul de la moyenne (MEAN). L'évaluation qualitative et quantitative effectuée sur les quatre paires d'images multimodale, montre que les conditions d'une bonne méthode de fusion ont été bien vérifiées et satisfaites en utilisant la règle de fusion MCI pour les coefficients d'approximation et la règle de fusion Max pour les coefficients de détails. Cette méthode présente de nombreux avantages : elle a une bonne flexibilité et elle est moins sensibles aux variations des images multimodale (médicale ou multifocus).

III.4 Conclusion :

Dans ce dernier chapitre consacré à la combinaison d'images multimodales selon deux outils de décompositions : DWT et DT-CWT. Nous avons présenté une série d'expérimentations pour valider les outils de décomposition ainsi que les règle de fusion choisies, en vue d'améliorer la qualité des images fusionnées. Une étude comparative a été menée en appliquant différentes règles de fusion pour combiner les coefficients d'approximations et de détails ainsi que l'application de plusieurs niveaux de décomposition dans le processus de la fusion. Les résultats obtenus encourageants et soulignent le potentiel de la fusion des images multimodales dans le domaine d'ondelettes.

Conclusion Générale :

IV. Conclusion Générale :

Pour conclure, cette exploration de la fusion d'images multimodales a clairement mis en évidence l'importance capitale de ce domaine dans le traitement d'images et la vision par ordinateur. La fusion d'images, qu'elle soit réalisée à partir de sources mono ou multimodales, offre une approche puissante pour la combinaison et l'exploitation optimale des informations visuelles issues de diverses origines.

Nous avons acquis la compréhension que la fusion d'images ne se limite pas à l'amélioration de la qualité des images, mais va plus loin en enrichissant leur contenu grâce à l'intégration de données complémentaires provenant de modalités différentes. Cette capacité détient un potentiel considérable dans de nombreux domaines, notamment la médecine, la surveillance, la reconnaissance d'objets, la cartographie, et bien d'autres. Plus particulièrement, la fusion d'images multimodales se révèle être une méthode fondamentale pour intégrer des informations issues de technologies d'imagerie diverses, ouvrant ainsi la voie à des applications novatrices et à des avancées scientifiques significatives.

Nous avons utilisé des techniques de fusion d'images qui tirent profit principalement du succès de la transformée en ondelette associée à l'analyse multi résolution. Nous avons apporté une amélioration en utilisant la règle de fusion MCI pour fusionner les coefficients d'approximations

Dans l'ensemble, cette exploration nous a éclairés sur les principes fondamentaux de la fusion d'images et son potentiel de transformation dans le traitement des données visuelles. Elle souligne également l'importance continue de la recherche et du développement dans ce domaine en constante évolution, afin de répondre aux besoins croissants de notre société en matière de gestion et d'exploitation de l'information visuelle.

*Références
Bibliographiques*

Références Bibliographiques

- [1] Samira FLISSI and L. FETTOUHI, “Fusion d’images de la Kinect par la transformée en ondelettes,” UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI DE TIZI-OUZOU, MASTER PROFESSIONNEL, 2016.
- [2] K. Sara, “Introduction à l’imagerie médicale,” UNIVERSITÉ MOHAMED KHIDER, BISKRA FACULTÉ, MASTER, 2020.
- [3] J. Dong, D. Zhuang, Y. Huang, and J. Fu, “Advances in multi-sensor data fusion: Algorithms and applications,” *Sensors*, vol. 9, no. 10, pp. 7771–7784, 2009, doi: 10.3390/s91007771.
- [4] R. Singh and A. Khare, “Fusion of multimodal medical images using Daubechies complex wavelet transform – A multiresolution approach,” *Inf. Fusion*, vol. 19, pp. 49–60, Sep. 2014, doi: 10.1016/j.inffus.2012.09.005.
- [5] Y. Han, Y. Cai, Y. Cao, and X. Xu, “A new image fusion performance metric based on visual information fidelity,” *Inf. Fusion*, vol. 14, no. 2, pp. 127–135, Apr. 2013, doi: 10.1016/j.inffus.2011.08.002.
- [6] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, and E. P. Simoncelli, “Image quality assessment: From error visibility to structural similarity,” *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 13, no. 4, pp. 600–612, 2004, doi: 10.1109/TIP.2003.819861.
- [7] C. S. Xydeas and V. Petrović, “Objective image fusion performance measure,” *Electron. Lett.*, vol. 36, no. 4, p. 308, 2000, doi: 10.1049/el:20000267.
- [8] A. KAAZAOUI and Khald KAAZAOUI, “La fusion d’image multifocale,” Université Ahmed Draia - Adrar Faculté, Mémoire de fin d’étude ,2018.
- [9] V.P.S. Naidu and J.R. Raol, “Pixel-level Image Fusion using Wavelets and Principal Component Analysis,” *Def. Sci. J.*, vol. 58, no. 3, pp. 338–352, 2008, [Online]. Available: <http://publications.drdo.gov.in/ojs/index.php/dsj/article/view/573/0>
- [10] C. He, Q. Liu, H. Li, and H. Wang, “Multimodal medical image fusion based on IHS and PCA,” *Procedia Eng.*, vol. 7, pp. 280–285, Jan. 2010, doi: 10.1016/j.proeng.2010.11.045.
- [11] M. S. Malik and V. Verma, “Comparative analysis of DCT , Haar and Daubechies Wavelet for Image Compression,” vol. 7, no. 11, 2012.

Références Bibliographiques

- [12] P. Ganasala and V. Kumar, “CT and MR Image Fusion Scheme in Nonsampled Contourlet Transform Domain,” *J. Digit. Imaging*, vol. 27, no. 3, pp. 407–418, Jun. 2014, doi: 10.1007/s10278-013-9664-x.
- [13] “Cours Transformée de Fourier,” 2020. <https://moodle.luniversitenumérique.fr/course/view.php?id=14>
- [14] S. Roy, T. Howlader, and S. M. M. Rahman, “Image fusion technique using multivariate statistical model for wavelet coefficients,” *Signal, Image Video Process.*, vol. 7, no. 2, pp. 355–365, Jul. 2011, doi: 10.1007/s11760-011-0241-9.
- [15] I. W. I. W. Selesnick, R. G. R. G. R. G. Baraniuk, and N. C. N. G. Kingsbury, “The dual-tree complex wavelet transform,” *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 22, no. 6, pp. 123–151, Nov. 2005, doi: 10.1109/MSP.2005.1550194.
- [16] R. Singh, R. Srivastava, O. Prakash, and A. Khare, “Multimodal Medical Image Fusion in Dual Tree Complex Wavelet Transform Domain Using Maximum and Average Fusion Rules,” *J. Med. Imaging Heal. Informatics*, vol. 2, no. 2, pp. 168–173, Jun. 2012, doi: 10.1166/jmihi.2012.1080.
- [17] Y. Yang, H. Lu, S. Huang, and W. Tu, “Remote Sensing Image Fusion Based on Fuzzy Logic and Saliency Measure,” *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, vol. 17, no. 11, pp. 1943–1947, Nov. 2020, doi: 10.1109/LGRS.2019.2956286.
- [18] T. Stathaki, *Image Fusion: Algorithms and Applications*, Elsevier. Elsevier, 2008.
- [19] P. J. Burt and R. J. Kolczynski, “Enhanced image capture through fusion,” *Iccv*, pp. 173–182, 1993, doi: 10.1109/ICCV.1993.378222.

Résumé

Résumé :

La fusion d'images multimodales par le biais de la transformée en ondelettes représente une méthode avancée de traitement d'images. Son objectif est de combiner des données issues de diverses sources d'imagerie telles que l'optique, l'infrarouge, le radar, etc., dans le but de générer une image composite plus riche, exhaustive et informative ment plus puissante que les images d'origine.

L'objectif principal de de cette étude consiste à participer à l'état de l'art relatif à la fusion d'images médicales multimodales notamment en utilisant des algorithmes de fusion basés sur la transformée en ondelettes complexes à arbre double (DTCWT) et la transformée en ondelettes discrète (DWT). Après avoir exposé les avantages de la transformée DWT et DTCWT nous avons effectuer plusieurs tests sur des images multimodales (médicale et multifocus) en utilisant plusieurs règles de fusion. Les résultats obtenus ont montré l'efficacité des algorithmes de fusion utilisés en termes de qualité visuelle et en termes de mesures quantitatives.

Mots clés : La fusion, images multimodales, Transformation en ondelettes, DWT , DTCWT.

المخلص:

دمج الصور المختلفة من خلال تحويل الموجات يمثل طريقة متقدمة في معالجة الصور. هدفه هو دمج البيانات من مصادر تصوير متعددة مثل البصريات، والأشعة تحت الحمراء، والرادار، إلخ، بهدف إنتاج صورة مركبة أكثر غنى وشمولية وإفادة، تكون أفضل من الصور المنفردة.

الهدف الرئيسي للدراسة هو المشاركة في أحدث التقنيات المتعلقة بدمج الصور الطبية متعددة الوضعيات، خاصةً باستخدام خوارزميات الدمج القائمة على تحويل الموجات المركب ذو الشجرة المزدوجة (DTCWT) وتحويل الموجات (DWT). بعد تقديم مزايا تحويلات DWT و DTCWT، قمنا بإجراء عدة اختبارات على الصور متعددة المصادر (الطبية ومتعددة التركيز) باستخدام عدة قواعد للدمج. أظهرت النتائج المحصلة فعالية خوارزميات الدمج المستخدمة من حيث الجودة البصرية ومن حيث القياسات الكمية.

الكلمات المفتاحية : الدمج، صور متعددة، التحويل الموجي، الصورة، DWT , DTCWT.

Résumé

Abstract:

Multimodal image fusion through wavelet transform represents an advanced image processing method. Its aim is to combine data from various imaging sources such as optical, infrared, radar, etc., with the aim of generating a richer, more comprehensive and informative composite image that is more powerful than conventional images. original.

The main objective of this dissertation is to participate in the state of the art relating to the fusion of multimodal medical images in particular by using fusion algorithms based on the double tree complex wavelet transform (DTCWT) and the transform discrete wavelet (DWT). After having exposed the advantages of the DWT and DTCWT transform we carried out several tests on multimodal images (medical and multifocus) using several fusion rules. The results obtained showed the effectiveness of the fusion algorithms used in terms of visual quality and in terms of quantitative measurements.

Key words: Fusion, multimodal images, Wavelet transformation, DWT , DTCWT.

