



**République Algérienne Démocratique et
Populaire**



Ministère de l'enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA

**Faculté des Nouvelles Technologies d'information et de la
Communication**

Département d'électronique et de télécommunication

MÉMOIRE MASTER ACADEMIQUE

Domaine : Electronique et télécommunication

Filière : Télécommunication

Spécialité : Système des Télécommunication

Présenté par :

BELHACHANI Farah

THEME :

***Fusion d'images multi-échelles basée sur le filtre
guidé***

Mr. Nasri Nadjib	MAA	président	UKM Ouargla
Mr. Manseur Abdelghani	MAA	Examineur	UKM Ouargla
Mme. Charif Fella	MCA	Encadreur	UKM Ouargla
Mr. Benchabane Abderrazak	MCB	Co-Encadreur	UKM Ouargla

Année Université : 2019/2020

Remerciements

Tout d'abord, nous remercions le Dieu, notre créateur de nous avoir donné les forces, la volonté et le courage afin d'accomplir ce travail modeste.

J'adresse mes remerciements à mon encadreur Mme: FELLA CHARIF

Pour son aide consistante, ses conseils judicieux les remarques qui nous ont permis de présenter notre travail dans sa meilleure forme.

Nos remerciements les plus vifs s'adressent aussi membres de jury : le président Dr. Nasri Nadjib et l'examineur Dr. Manseur Abdelghani d'avoir accepté d'examiner d'évaluer le résultat de notre travail.

Nous exprimons également notre gratitude à tous les professeurs et enseignants qui ont collaboré à notre formation.

Finalement, nous tenons à exprimer notre profonde gratitude à nos familles qui nous ont toujours soutenues et à tout ce qui participe de réaliser ce mémoire.

Ainsi que l'ensemble des enseignants qui ont contribué à notre formation

Merci à tous et à toutes.

FARAH

Dédicace

Je dédie ce mémoire A mes chers parents ma mère et mon père Pour leur patience, leur amour, leur soutien et leurs encouragements.

A mes très chers frères Mourad, Ramzi, Baderdine.

A ma très chère sœur Rym.

A mes chères belles sœur Valeriya, Latifa.

A mes chères neveux Mohammed Amine, Mahdi et Zakaria.

A mes amies et mes camarades.

À tous mes professeurs et à tous ceux qui ont participé dans l'exécution de ce modeste travail.

FARAH

Résumé :

En imagerie médicale utilisant différentes modalités telles que l'IRM, TDM et la TEP, les informations complémentaires d'un organe ciblé seront capturées. Toutes les informations nécessaires de ces deux modalités doivent être intégrées dans une seule image pour un meilleur diagnostic et traitement d'un patient. La fusion d'images est un processus de combinaison d'informations utiles ou complémentaires de plusieurs images en une seule image.

Dans notre projet de fin d'étude, nous avons étudié et implémenté une méthode de fusion simple et rapide basé sur un filtre d'image guidé (MGF). La méthode étudiée peut bien combiner des informations d'image source utiles dans l'image fusionnée supportée par la décomposition d'image multi-échelle, la propriété de transfert de structure, la détection visuelle de silence et la construction de la carte de poids. Les performances de fusion sont évaluées à la fois qualitativement et quantitativement. Les résultats obtenus sont comparés aux méthodes de fusion d'images récentes. Les résultats ont montré que notre algorithme donne des performances supérieures.

Mots clé : IRM, CT, TEP, MGF, Fusion d'image.

Abstract:

Medical imaging used various method such as MRI, CT and PET, additional information for diagnostic and treatment the organ target. All the necessary information from these two methods have to be integrated in one image only for given a better diagnosis and within digital health, Fusion image method is useful process for combining or complementary information from multi images into a single image.

In our thesis, we implemented simple and fast fusion algorithm based on a guided image filter, illustrated method could be combined sources image and information in fused image supported by multi-scale decomposition, structure transfer property, visual silence detection, and weight map construction. Fusion performance is evaluate by qualitatively and quantitatively. Then compared proposed method to traditional and image fusion recent methods. The results showed that our algorithm gives us effective performance.

Keywords: MRI, CT, PET, MGF, Image Fusion.

ملخص :

التصوير الطبي يستخدم طرق مختلفة مثل التصوير بالرنين المغناطيسي (MRI) والتصوير المقطعي المحوسب (CT) والتصوير المقطعي بالإصدار البوزيتروني (PET) ، يتم التقاط معلومات إضافية لتحسين التشخيص وإعطاء صورة رقمية أفضل. يجب دمج كل المعلومات الضرورية من هذين الصورتين في صورة واحدة لتحسين تشخيص المريض وعلاجه. إن دمج الصور عبارة عن عملية تجمع معلومات مفيدة أو تكملية من صور متعددة إلى صورة واحدة.

في هذه المدكرة، نقترح خوارزمية دمج بسيطة وسريعة استناداً إلى مرشح صور موجه. قد تجمع الطريقة المقترحة معلومات مفيدة عن صورة المصدر في الصورة المدمجة المدعومة من تحليل صور متعدد النطاقات، وخاصة نقل البنية، والكشف البصري عن الصمت، وبناء خريطة الوزن. يتم تقييم أداء الاندماج نوعياً وكمياً. تتم مقارنة الطريقة المقترحة بأساليب دمج الصور التقليدية والحديثة. وأظهرت النتائج أن خوارزمتنا تعطي أداءً فائقاً.

الكلمات المفتاحية: انصهار الصورة IRM , CT ,TEP, MGF

Table des Matières :

Table des matières

Remerciements	i
Dédicace	ii
Résumé	iii
Table des matières	v
Liste des figures	viii
Liste des tableaux	ix
Glossaire	x
Introduction générale	xi

CHAPITRE 1 : Fusion d'images médicales.

1.1. Introduction	1
1.2. Imagerie médicale	1
1.2.1. Définition	1
1.2.2. Types d'imagerie médicale	2
1.2.3. Modalités d'acquisition de l'imagerie médicale	2
1.3. Fusion d'images	7
1.3.1. Définition	7
1.3.2. Systèmes de fusion d'images	7
1.3.3. Approches de la fusion d'image	9
1.3.4. Processus de la fusion des images	10
1.3.4.1. Prétraitement	10
1.3.4.2. Recalage	10
1.3.4.3. Fusion	11
1.3.4.4. Évaluation de performance	11
1.3.5. Techniques de fusion d'images	12
1.3.5.2. Fusion d'image dans le domaine de transformation	13
1.3.6. Critères d'évaluation	14
1.3.6.1. Critère d'évaluation visuelle	14
1.3.6.2. Critère d'évaluation quantitative	14
1.3.7. Applications médicales de la fusion	17
1.3.7.1. Fusion intra-sujet et intra-modalité	17
1.3.7.2. Fusion intra-sujet et inter-modalité	18
1.3.7.4. Fusion sujet et modalités	18

1.4. Conclusion	18
-----------------------	----

CHAPITRE 2 : Fusion d'images multi-échelles par un filtre guidé

2.1. Introduction.....	19
2.2. Filtre guidé.....	19
2.3. Fusion d'images multi-échelles guidée.....	22
2.3.1. Décomposition multi-échelle des images sources à l'aide de FG.....	23
2.3.2. Détection visuelle de la saillance	25
2.3.3. Calcul de la carte de poids	26
2.3.4. Fusion des couches de détails	27
2.3.5. Fusion de la couche de base.....	27
2.3.6. Reconstruction d'image fusionnée.....	28
Algorithme 2.3 : Fusion d'images multi-échelles guidée	28
2.7. Conclusion	30

CHAPITRE 3 : Résultats et interprétations.

3.1. Introduction.....	31
3.2. Méthode proposée	31
3.3. Base des données	31
3.4. Validation des méthodes	32
3.4.1. Analyse quantitative.....	32
3.4.2. Analyse visuelle	33
3.5. Sélection des paramètres	33
3.7. Comparaison avec d'autres méthodes.....	36
3.8. Application de la méthode MGF aux images couleurs	39
3.9. Comparaison de la méthode MGFC avec TIF et MSSIF	42
3.11. Conclusion	46
Conclusion général.....	47
Référence.....	48

Liste des Figures :

Chapitre 1 : Fusion d'image médicale.

Figure 1.1: Types d'imageries médicales.	2
Figure 1.2: Modalités d'acquisition de l'imagerie médicale.	3
Figure 1.3: Imagerie par résonance magnétique du cerveau pondération T1 et T2	4
Figure 1.4: Imagerie par résonance magnétique du cerveau	4
Figure 1.5: Exemple d'une coupe CT.	5
Figure 1.6: Exemple d'une coupe TEP.	6
Figure 1.7: Exemple SPECT du cerveau.	6
Figure 1.8: Exemple de fusion d'image.	7
Figure 1.9: Système fusion d'image a mono-capteur	8
Figure 1.10: Système fusion d'image a multi-capteur	8
Figure 1.11: Exemple d'images médicales prises par différentes modalités	9
Figure 1.12: Processus de la fusion d'images.	10
Figure 1.13: Exemple de recalage d'image.	10
Figure 1.14: Niveaux de traitement de la fusion.	11
Figure 1.15: Classification des techniques de fusion d'images.	12
Figure 1.16: Contextes de fusion d'images médicales.	17

Chapitre 2 : Fusion d'images multi-échelles par un filtre guidé.

Figure 2.1: Décompositions multi-échelles et reconstruction de l'image I.	22
Figure 2.2: Schéma bloc de la Fusion d'images multi- échelles guidée (MGF).....	23
Figure 2.3: Couches de base et de détail de l'image source I1	24
Figure 2.4: Couches de base et de détail de l'image source I2.	25
Figure 2.5: Cartes de saillances de l'image source I1.....	25
Figure 2.6: Cartes de saillances de l'image source I2.	26
Figure 2.7: Cartes de poids de l'image source I1	26
Figure 2.8: Cartes de poids de l'image source I2	27
Figure 2.9: Couche de détail finale DF	27
Figure 2.10: Couche de base finale BF.....	28
Figure 2.11: Image fusionnée F.....	28
Figure 2.12: Principe de la fusion d'images médicales couleurs.....	30

Chapitre 3 : Résultats et Interprétations.

Figure 3.1: Différents couples d'images utilisés	32
Figure 3.2: Fusion d'images avec différent niveaux de décomposition pour le couple (A)	35
Figure 3.3: Fusion d'images avec différent niveaux de décomposition pour le couple (B)	35
Figure 3.4: Fusion d'image avec différent niveaux de décomposition pour le couple (C).....	35
Figure 3.5: Fusion d'image avec différent niveaux de décomposition pour le couple (D).....	36
Figure 3.6: Fusion d'image par différentes méthodes pour le couple (A).....	38
Figure 3.7: Fusion d'image par différentes méthodes pour le couple (B)	38
Figure 3.8: Fusion d'image par différents méthodes pour le couple (C).....	38
Figure 3.9: Fusion d'image par différentes méthodes pour le couple (D)	38
Figure 3.10: secteur graphique en 3D des trois paramètres statistiques obtenus par différentes méthodes de fusion pour les couples A, B, C et D.....	39
Figure 3.11: Fusion d'image avec différent niveaux de décomposition pour paires d'image (E).....	41
Figure 3.12: Fusion d'image avec différent niveaux de décomposition pour le couple (F)	41
Figure 3.13: Fusion d'image avec différent niveaux de décomposition pour paires d'image (G)	42
Figure 3.14: Fusion d'images avec différent niveaux de décomposition pour le couple (H)	42
Figure 3.15: Fusion d'image par différentes méthodes pour paires d'image (E)	44
Figure 3.16: Fusion d'image par différentes méthodes pour paires d'image (F)	44
Figure 3.17: Fusion d'image par différents méthodes pour paires d'image (G)	44
Figure 3.18: Fusion d'image par différentes méthodes pour paires d'image (H)	44
Figure 3.19: secteur graphique en 3D des trois paramètres statistiques obtenus par différentes méthodes de fusion pour les couples E, F, G et H	45

LISTE DE TABLEAUX :

Tableau 1.1 : Quelques avantages et inconvénients des techniques de fusion d'image.....	14
Tableau 1.3: Analyse quantitative de la méthode MGF pour les quatre couples	34
Table 2.3: la comparaison entre les différentes méthodes (MGF, TIF, MSSIF).....	37
Tableau 3.3: Résultats de la fusion d'image avec différents niveaux de décomposition pour les paires d'image(E, F, G, H)	40
Tableau 4.3: Comparaison entre les différentes méthodes (MGF, TIF, MSSIF) sur les images couleurs.....	43

GLOSSAIRE :

IRM : imagerie par Résonance Magnétique.

TDM: Tomodensitométrie.

CT: Computed Tomography.

TEP : Tomographie par Emission de Positron.

TEMP : La Tomographie par Emission de Mono-Photonique

SPECT : (Single Photon Emission Computed Tomography)

TIF: Tow Scale Image Fusion.

MSSS: Maximum Symetric Surround Saliency détection.

MSSIF : MSSS détection based Image Fusion.

MGF: Multi-scale Guided Image Fusion.

MGFC : Multi-scale Guided Image Fusion Color.

INTRODUCTION GENERALE:

En imagerie médical il y a différentes modalités telles que la tomographie par émission de positons (TEP), la tomographie par émission Mono photonique (SPECT), la tomodensitométrie (TDM) et l'imagerie par résonance magnétique (IRM).

Ces modalités sont utilisées pour capturer des informations complémentaires, l'image TDM fournit des informations sur les tissus durs tels que la structure osseuse tandis que l'image IRM fournit des informations sur les subtilités douces telles que la chair. Cependant, un radiologue a besoin d'informations TDM et IRM ou les images anatomique et fonctionnelle dans une seule image pour une meilleure dignité et un meilleur traitement.

Des informations utiles ou complémentaires issues de différentes technologies de détection doivent être intégrées dans une image. La fusion d'images est un processus de combinaison d'informations utiles et complémentaires d'images source en une seule image. Cette image fusionnée est utile en chirurgie assistée par ordinateur et en radio-chirurgie[1].

C'est l'objet de notre projet, nous intéressons à la fusion d'images médicales. D'après Bloch : "la fusion d'informations consiste à combiner des informations issues de plusieurs sources afin d'améliorer la prise de décision".

On veut fusionner les informations que vont nous fournir une IRM, TDM, TEP et TEMP. On va présenter une méthode récente au niveau de pixel basée sur la décomposition d'images multi-échelle, la propriété de transfert de structure, la détection visuelle et la construction de carte de poids. Les résultats de ces méthodes sont comparés avec d'autres techniques de fusion d'images Le manuscrit se compose de trois chapitres organisés comme suit :

- **Chapitre 1** : Généralités sur la fusion d'images médicales :

Nous allons présenter les principales modalités d'imagerie médicales (IRM, TDM, TEP) et on présentera aussi l'aspect de la fusion d'images, les différentes approches ainsi que les applications.

- **Chapitre 2** : La fusion d'images médicales par le filtre guidé :

Ce chapitre va être consacré à la présentation des nouvelles méthodes de fusion d'images : la méthode (MGF).

- **Chapitre 3** : Résultats et interprétations.

Ce dernier chapitre nous permettra d'évaluer et de comparer les algorithmes étudiés à travers une série de tests qui comporte des images de différentes modalités. Enfin, une conclusion générale récapitule les travaux présentés dans ce travail.

Chapitre 1

Fusion d'images médicales

1.1. Introduction

L'imagerie médicale est un ensemble de techniques permettant de visualiser une partie du corps humain ou d'un organe ainsi c'est une composante essentielle d'un grand nombre application de telles application se produisent tout au long de la séquence clinique des évènements non seulement dans les paramètres de diagnostic mais en bonne place dans les domaines de la planification, la réalisation et l'évaluation des procédures chirurgicales et radio thérapeutiques [2].

En imagerie médical, différentes modalités telles que la tomographie par émission de positons (TEP), la tomographie par émission Mono photonique (SPECT), la tomodensitométrie (TDM) et l'imagerie par résonance magnétique (IRM) sont utilisées pour capturer des informations complémentaires. Par exemple, une image TDM fournit des informations sur les tissus durs tels que la structure osseuse tandis qu'une image IRM fournit des informations sur les subtilités douces telles que la chair [1]. Cependant, un radiologue a besoin d'informations TDM et IRM dans une seule image pour un bon diagnostic médical et un meilleur traitement. La fusion d'images est un processus de combinaison d'informations utiles et complémentaires d'images source en une seule image. Cette image fusionnée est utile en chirurgie assistée par ordinateur et en radio-chirurgie[1]. Dans ce chapitre on présentera l'imagerie médicale avec ses différentes modalités, puis on abordera la fusion d'image et ses différentes approches et les méthodes utilisées pour la fusion.

1.2. Imagerie médicale

1.2.1. Définition

L'imagerie médicale est un ensemble de techniques consistant à mettre en image différentes régions ou différents organes de l'organisme. Elle regroupe les moyens d'acquisition et de restitution d'images sur la base de plusieurs phénomènes physiques tels que la résonance magnétique, la radioactivité, l'absorption/atténuations des rayons X, la réflexion d'ondes d'ultrasons, l'effet photoélectrique, etc.

1.2.2. Types d'imagerie médicale

Il existe plusieurs types d'imageries médicales qui sont plus ou moins adaptées en fonction des zones à étudier. On distingue notamment deux grands types d'imagerie médicale:

1.2.2.1. Imagerie anatomique

L'imagerie médicale conventionnelle, également appelée anatomique ou structurale le plus souvent utilisée en médecine regroupe la radiologie traditionnelle dite radiologie X, le scanner ou Tomodensitométrie X (TDM), l'Echographie, et l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM). Ces techniques permettent d'obtenir des informations sur la structure des organes, leur forme, leurs limites, et dans certains cas leur contenu [2]. Les images réalisées peuvent être de très bonnes résolutions.

1.2.2.2. Imagerie fonctionnelle

Les techniques d'imagerie fonctionnelle s'intéressent à la fonction des organes, des tissus ou des cellules, c'est-à-dire à leur métabolisme. L'imagerie fonctionnelle regroupe la tomographie par émission de positons (TEP), la tomographie par émission mono photonique (TEMP), ... et les techniques électro physiologiques [2], [3].

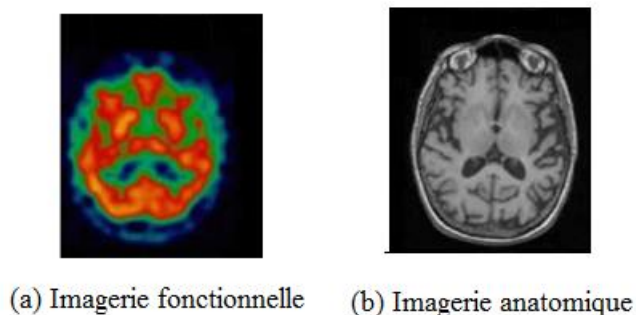


Figure 1.1: Types d'imageries médicales.

Avec le développement de nouvelles méthodes d'imagerie dans le diagnostic médical, se pose la nécessité d'une véritable combinaison de tous les ensembles de données d'images disponibles.

1.2.3. Modalités d'acquisition de l'imagerie médicale

Différents types d'images peuvent être obtenues en variant le type d'énergie utilisée et la technologie d'acquisition. Les différentes façons de fabriquer des images médicales sont des modalités d'imagerie (figure 1.2). Chaque modalité a son application en médecine. Les principales modalités d'imagerie médicale sont[3]:



Figure 1.2: Modalités d'acquisition de l'imagerie médicale.

1.2.3.1. Imagerie par résonance magnétique (IRM)

L'IRM est une technique basée sur le phénomène de la Résonance Magnétique Nucléaire (RMN) du proton des atomes d'hydrogène contenus dans les tissus et soumis d'une part à un champ magnétique qui produit par un aimant et d'autre part à une impulsion de radiofréquence. Les trois étapes d'une IRM consiste à créer un champ magnétique appliqué au corps étudié, émettre un signal de fréquence radio sur le corps étudié, analyser le signal obtenu en sortie avec des programmes informatiques spécifiques produisent des séquences d'impulsions qui déterminent la façon dont on obtient une image (pondérée) et comment les différents tissus apparaissent. Trois types d'images sont obtenus en imagerie par résonance magnétique : l'image pondérée en T1, en T2 et en densité protonique. Chaque image a des caractéristiques propres et est obtenue avec un choix particulier et bien défini de paramètres de mesure [4].

Pondérées en T1 : Dans une image pondérée en T1, la graisse apparaît brillante (haute intensité du signal), l'eau et les liquides apparaissent sombres. La figure 1.3-a présente une image pondérée en T1 où le liquide du système ventriculaire (flèche) est sombre. Les images pondérées en T1 montrent de manière optimale l'anatomie et la graisse des tissus mous normaux (pour confirmer l'existence d'une masse contenant des graisses).

Pondérées en T2 : Dans une image pondérée en T2, l'eau apparaît lumineuse e (couleur claire) et la graisse un peu plus sombre que l'eau. La figure 1.3-b présente une image pondérée en T2 où le liquide du système ventriculaire (flèche) est hyper intense. Les images pondérées en T2 montrent de façon optimale des anomalies liquidiennes (tumeurs, inflammation, traumatisme).

Pondérées en densité de proton : L'image pondérée en densité de proton a une distinction plus marquée entre la matière grise et la matière blanche (gris foncé), mais avec peu de contraste entre le cerveau et le liquide céphalo-rachidien. Il est très utile pour la détection des maladies articulaires et de blessures.

En pratique, les images pondérées en T1 et en T2 procurent des informations complémentaires, toutes deux sont donc importantes pour caractériser les pathologies[4].

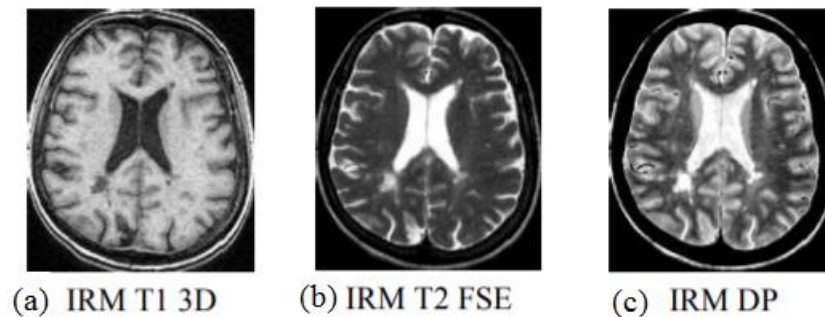


Figure 1.3: Imagerie par résonance magnétique du cerveau pondération T1 et T2

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) est une technique qui permet d'obtenir des images dans n'importe quel plan de l'espace. Des exemples d'images IRM du cerveau obtenues dans le plan axial, sagittal et coronal sont donnés dans la figure 1.4.

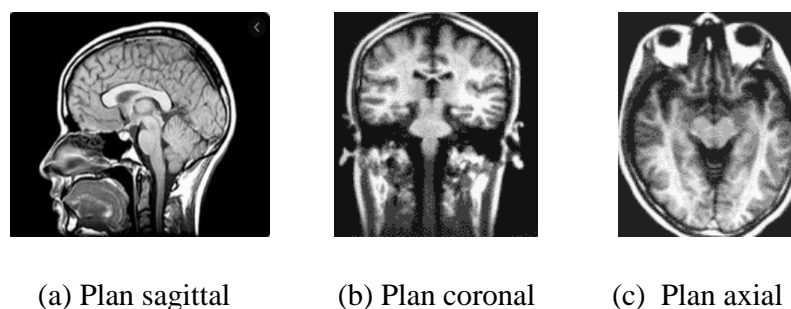


Figure 1.4: Imagerie par résonance magnétique du cerveau

L'IRM est l'une des meilleures méthodes d'imagerie utilisées aujourd'hui grâce à sa grande résolution (dépendant des algorithmes de traitement de l'image) et à son champs d'investigation important (de l'étude du cœur au cerveau en passant par celle des tendons et ligaments). De plus

elle a l'extrême avantage d'être une méthode non invasive, c'est-à-dire que toutes les études menées aujourd'hui concluent que l'application de champs magnétiques importants sur le corps humain n'a pas d'effet destructeur ni traumatisant[5].

1.2.3.2. Tomodensitométrie (TDM)

La TomoDensitoMétrie (TDM), dite aussi Tomographie Axiale Calculée par Ordinateur (TACO), CT-scan (CT : Computed Tomography), ou simplement scanner pour l'appareil, est une technique d'imagerie médicale. Il repose sur l'utilisation des rayons X qui font partie des ondes électromagnétiques [5].

Le scanner est une chaîne radiologique avec un tube à rayons X et un ensemble de détecteurs disposés en couronne. Le principe repose sur la mesure de l'atténuation d'un faisceau de rayons X qui traverse un segment du corps. Le tube et les détecteurs tournent autour de l'objet à examiner. De multiples profils d'atténuation sont obtenus à des angles de rotation différents. Ils sont échantillonnés et numérisés. Les données sont rétro projetées sur une matrice de reconstruction puis transformées en image analogique [6]. Le scanner utilise les rayons X à des fins de diagnostic, pour visualiser les structures du corps humain. Cette technique d'imagerie permet de rechercher des anomalies qui ne sont pas visibles sur des radiographies de bases ou encore sur l'échographie. Elle constitue un outil irremplaçable de la médecine moderne[2]. La figure 1.5 présente un exemple d'image CT.



Figure 1.5: Exemple d'une coupe CT.

1.2.3.3. Tomographie par Emission de Positron (TEP)

La tomographie par émission de positons (TEP), dénommée PET « Positron Emission Tomography » en anglais, est une méthode récente d'imagerie médicale[5].

La TEP repose sur le principe général de la scintigraphie qui consiste à injecter un traceur dont on connaît le comportement et les propriétés biologiques pour obtenir une image du fonctionnement d'un organe ou la présence d'une cible moléculaire. Ce traceur est marqué par un atome radioactif (carbone, fluor, azote, oxygène...) qui émet des positons dont l'annihilation

produit deux photons. C'est la détection en coïncidence de ces photons qui permet la localisation du lieu de leur émission et donc la concentration du traceur en chaque point de l'organe. C'est cette information quantitative que l'on représente sous la forme d'une image faisant apparaître en couleurs les zones de forte concentration du traceur (voir figure 1.6).

La TEP est un outil diagnostique qui permet de détecter certaines pathologies qui se traduisent par une altération de la physiologie normale comme les cancers, mais aussi les démences par exemple[5].

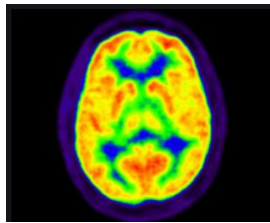


Figure 1.6: Exemple d'une coupe TEP.

1.2.3.4. Tomographie par émission de photons (TEMP)

La Tomographie par Emission de Mono-Photonique, en abrégé (TEMP), ou SPECT (Single Photon Emission Computed Tomography) en anglais, est la contrepartie tomographique de la médecine nucléaire planaire. Dans la tomographie à émission de photons, une caméra nucléaire (gamma caméra) enregistre des rayons gamma émis par le patient depuis plusieurs angles différents. Ces données de projection sont utilisées pour reconstruire des images (voir figure 1.7). La nature tomographique des images TEMP permet au clinicien de mieux comprendre la distribution précise de l'agent radioactif. Elle peut être utile pour l'obtention d'images de tumeurs, d'infections de la thyroïde, des os, du cœur ou du cerveau[6].

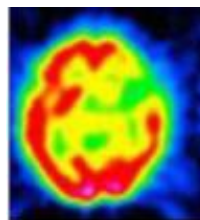


Figure 1.7: Exemple SPECT du cerveau

1.3. Fusion d'images

1.3.1. Définition

La fusion d'images est la combinaison de deux ou plusieurs images sources pour former une nouvelle image fortement instructive. Cette technique est particulièrement utile lorsqu'on veut combiner des images de différentes modalités. Cette technique est largement utilisée dans le domaine médical pour faciliter le processus de diagnostic. La figure (1.8) montre un exemple de fusion d'images multimodales [7][8].

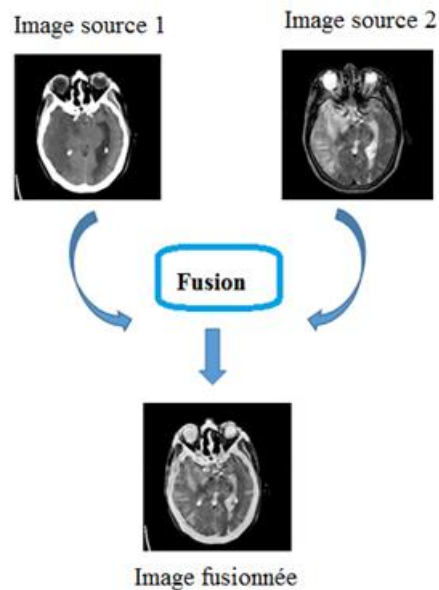


Figure 1.8: Exemple de fusion d'image.

1.3.2. Systèmes de fusion d'images

Les systèmes de fusion d'images sont généralement classés en deux classes ; système mono-capteur (Figure 1.9) et système multi-capteurs (Figure 1.10).

1.3.2.1. Système mono-capteur

Dans ce système les images sont prises à l'aide d'un seul capteur d'un même objet à différents moments ou suivant différents angles.

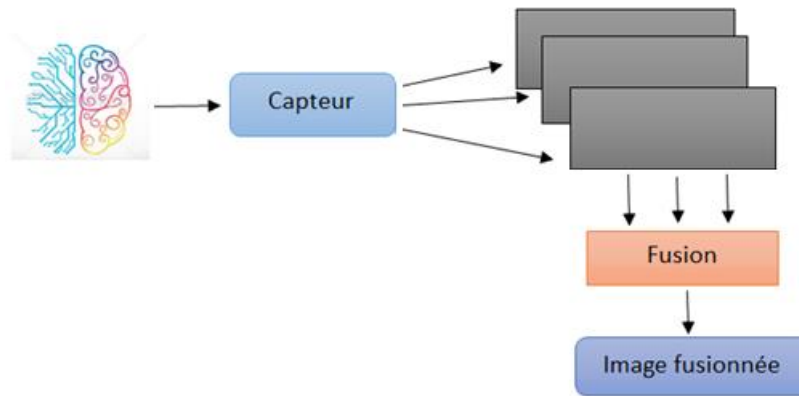


Figure 1.9: Système fusion d'image a mono-capturer

1.3.2.2. Systèmes multi capteurs

Plusieurs images de la même scène sont capturées à l'aide de différents capteurs de différentes modalités pour acquérir des informations complémentaires. La plupart ces images contient des informations différents, par exemple comme dans le domaine médicale il y a deux catégorie : image anatomique (IRM, CT) et image fonctionnelle (TEP). On applique la fusion multi-capturer sur ces capteurs pour obtenir des informations complémentaire[7].

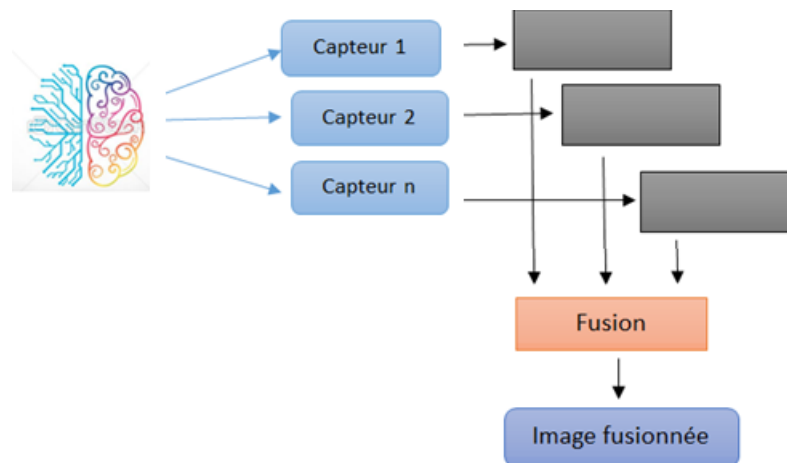


Figure 1.10: Système fusion d'image a multi-capturer.

La figure (1.11) présente un exemple d'images médicales prises par différentes modalités : la Tomodensitométrie, imagerie par résonance magnétique, tomographie par émission, Mono-photonique, tomographie par émission de positons[9].

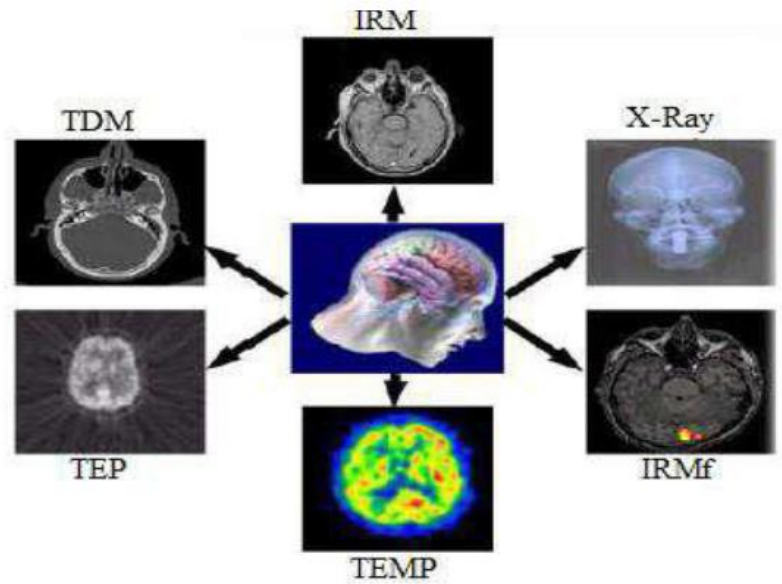


Figure 1.11: Exemple d'images médicales prises par différentes modalités

1.3.3. Approches de la fusion d'image

Il existe essentiellement deux approches de la fusion de données: fusion d'image au niveau de pixel (approche bas niveau) et fusion d'images au niveau des caractéristiques (approche haut niveau) .

1.3.3.1. Approche bas niveau

La fusion au niveau de pixel est la combinaison des données brutes de plusieurs images source en une seule image. Dans la fusion au niveau du pixel, le pixel fusionné est dérivé d'un ensemble de pixels dans les différentes entrées. Le principal avantage de la fusion au niveau du pixel est que les quantités mesurées originales sont directement impliquées dans le processus de fusion [7].

1.3.3.2. Approche haut niveau

La fusion est tentée sur des objets possédant des caractéristiques, dérivés du traitement d'images classique. Ces caractéristiques peuvent être plus ou moins sûrs, donc intégrer de l'imprécision comme de l'incertitude[7].

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

niveau du pixel. L'avantage de la fusion de pixels sur l'autre type de fusion est d'éviter toute perte d'information inhérente à l'extraction des caractéristiques[2].

1.3.4. Processus de la fusion des images

Le processus de fusion d'image se fait en plusieurs traitements comme montré dans la figure 1.12.

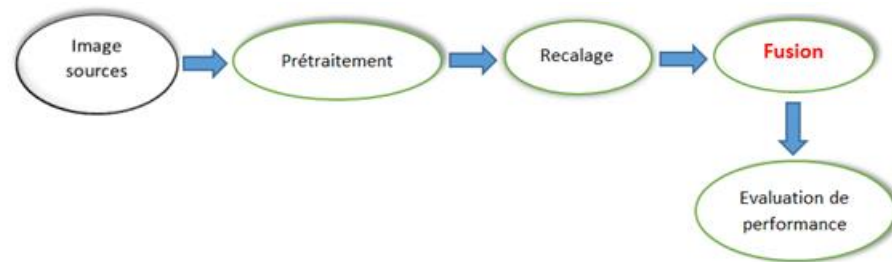


Figure 1.12: Processus de la fusion d'images.

1.3.4.1. Prétraitement

La fusion nécessite un traitement supplémentaire (filtrage, lissage, amélioration du contraste, dimensionnement...etc.) qui consiste à préparer les images à la fusion. Les différentes modalités d'imagerie médicale fournissent généralement des images de taille différentes, c'est pour cela qu'il faut appliquer un redimensionnement pour avoir des images de mêmes tailles sans distorsions ou pertes d'informations[9].

1.3.4.2. Recalage

Le recalage d'images est une étape essentielle dans la fusion d'image. Il s'agit d'aligner géométriquement deux images (image source et image référence) d'une même scène, prises à des instants différents, à partir de différents points de vue, est ou par différents capteurs [9]. La figure 1.13 présente un exemple de recalage.

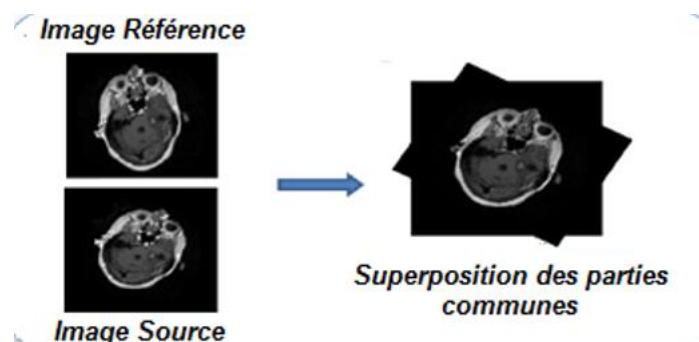


Figure 1.13: Exemple de recalage d'image.

1.3.4.3. Fusion

L'étape de fusion contient différentes méthodes de fusion qui peut se pratiquer à trois moments différents (voir figure 1.14). Soit au niveau pixel, soit au niveau des caractéristiques après une segmentation, et soit au niveau décisionnel lors de la phase finale de la segmentation[7].

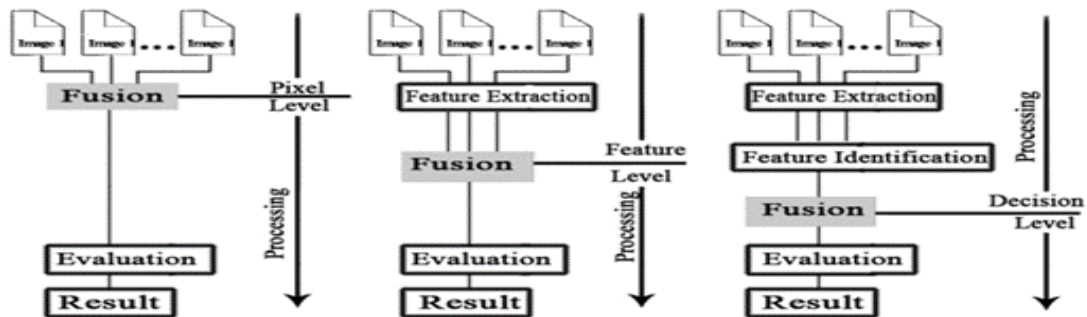


Figure 1.14: Niveaux de traitement de la fusion.

Dans ce travail, la fusion aura pour but de combiner l'information anatomique de l'image (IRM, CT) et aussi l'information fonctionnelle de l'image (TEP, SPECT) afin de préciser et de faciliter la localisation des anomalies physiologiques et biologiques, il est donc plus approprié de réaliser la fusion au niveau du pixel[10].

Il existe quelques conditions génériques qui peuvent être imposées dans les résultats de fusion :

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

1.3.4.4. Évaluation de performance

La fusion d'images est le processus consistant à combiner des informations provenant de multiples images sources de différentes modalités en une seule information. L'image fusionnée contient à la fois des informations complémentaires et redondantes provenant d'images source.

L'image fusionnée donne une meilleure description que les images sources et elle a aussi une meilleure qualité. Un bon processus de fusion devrait inclure l'information redondante mais en même temps ne devrait pas surcharger l'image fusionnée. Il ne doit pas non plus introduire d'artefacts ou de bruit dans l'image. Le processus de fusion doit être évalué pour une meilleure performance. Cette analyse de performance peut être réalisée en les évaluant qualitativement par inspection visuelle et quantitative par des métriques de fusion[9].

1.3.5. Techniques de fusion d'images

Les méthodes de fusion sont généralement classées en deux catégories: les méthodes de fusion dans le domaine spatial et méthodes de fusion dans le domaine de transformation[11].

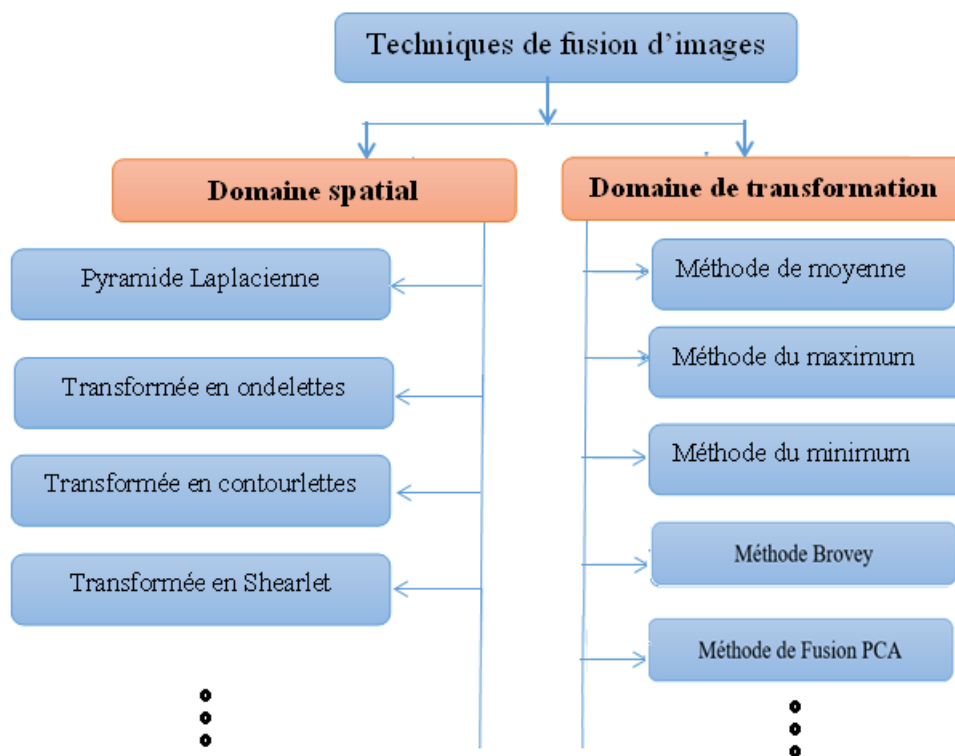


Figure 1.15: Classification des techniques de fusion d'images.

1.3.5.1. Fusion d'images dans le domaine spatial

Le traitement se fait autour des pixels. Les valeurs des pixels sont manipulées pour obtenir l'amélioration souhaitée. Les techniques basées sur le domaine spatial couramment utilisées sont l'analyse en composantes principales (ACP), la méthode Brovey, et les combinaisons

arithmétiques tel que méthode de moyenne simple, méthode de la moyenne pondérée, méthode du maximum et méthode du minimum.

Ces techniques sont simples à utiliser et améliorent les informations spatiales et fournissent une image fusionnée avec une qualité supérieure à celle de toute image d'entrée[12] .

Méthode de moyenne simple : l'image fusionnée F est obtenue par la moyenne de chaque pixel correspondant des images d'entrées (X et Y) [9]:

$$F = (X + Y)/2 \quad (1.1)$$

Méthode de la moyenne pondérée : l'image fusionnée F est atteindré par la moyenne pondérée des valeurs d'intensité correspondant aux pixels des images d'entrées[9].

$$F = w . X + (1 - w). Y \quad (1.2)$$

Où w est le facteur de poids.

Méthode du maximum :L'image fusionnée F est obtenue par la sélection de l'intensité maximale des pixels correspondants à partir des deux images d'entrée [9]:

$$F = \max(X, Y) \quad (1.3)$$

Méthode du minimum : En sélectionnant l'intensité minimale des pixels correspondants des deux images d'entrées pour obtenu l'image fusionnée [9].

$$F = \min (A, B) \quad (1.4)$$

1.3.5.2. Fusion d'image dans le domaine de transformation

Les techniques basées sur le domaine de transformation peuvent également être appelées techniques de décomposition multi-échelles.

Ces techniques impliquent la transformation des images sources en différentes échelles avant l'application des règles de fusion comme la méthode de la moyenne pondérée, méthode du maximum et méthode du minimum. Les techniques basées sur le domaine de transformation couramment utilisées sont les transformées pyramidale, ondelette, contourlettes et curvelet. Le tableau 1.1 résume quelques avantages et inconvénients des techniques de fusion d'images[11].

Tableau 1.1 : Quelques avantages et inconvénients des techniques de fusion d'image

Méthodes	Avantages	Inconvénients
Fusion dans le domaine spatial	Ces méthodes sont très simples à utiliser et fournir des résultats hautement ciblés images avec plus d'informations spatiales	Dans les méthodes de niveau de pixel, le problème de flou affecte le contraste de l'image fusionnée de sortie, fournit des informations spectrales faibles[11]
Fusion dans le domaine de transformation	Ces méthodes fournissent de meilleurs résultats par rapport aux méthodes de niveau de pixel. Ces méthodes améliorent le spectre Information. La combinaison de ces méthodes avec des méthodes spatiales fournit des détails spatiaux et spectraux élevés[11]	Ces méthodes sont complexes par rapport aux méthodes spatiales et fournissent de faibles détails spatiaux dans l'image fusionnée en sortie[11].

1.3.6. Critères d'évaluation

Pour vérifier l'efficacité d'un algorithme de fusion nous avons besoin de quelques mesures quantitatives et qualitatives. De nombreuses métriques de fusion ont été proposées et adoptés dans la littérature, parmi eux on cite les métriques de Petrovic [2]. Ces métriques fonctionnent selon l'objectif de la fusion d'images[9].

1.3.6.1. Critère d'évaluation visuelle

L'analyse visuelle est nécessaire pour vérifier la qualité des images obtenues par la fusion.

Il permet de localiser et d'identifier des défauts. Ces défauts peuvent affecter la qualité image (trop de piqué, aspect pixellisé ...), ou la géométrie (déformation d'éléments linéaires, bavé des contours, agrégation d'objets ...) ou encore la radiométrie (saturation des couleurs, couleur dominante, dynamique ...)[2].

1.3.6.2. Critère d'évaluation quantitative

Dans ce travail on utilisera les statistiques de Petrovic pour fournis des informations beaucoup plus détaillées sur les avantages et les inconvénients de la méthode de fusion en estimant la contribution en information de chaque source image telle que[9]:

La performance totale de la fusion $Q^{XY/F}$, la perte de fusion $L^{XY/F}$ et les artéfacts de fusion $N^{XY/F}$.

Performance totale de la fusion $Q^{XY/F}$

Considérons deux images sources X, Y et une image fusionnée F . La performance totale de la fusion $Q^{XY/F}$ des images source et fusionnée de taille $M \times N$ est calculé par[9] :

$$Q^{XF/F} = \frac{\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M (Q^{XF}(n,m)W^X(n,m) + Q^{YF}(n,m)W^Y(n,m))}{\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M (W^X(n,m) + W^Y(n,m))} \quad (1.5)$$

Où

W^X et W^Y sont des pondérations attribuées à Q^{XF} et Q^{YF} respectivement.

Q^{XF} et Q^{YF} Sont les préservations des informations de bord des images sources X et Y respectivement et qui sont calculées comme suit :

$$Q^{XF}(n, m) = Q_g^{XF}(n, m)Q_\alpha^{XF}(n, m)$$

$$Q^{YF}(n, m) = Q_g^{YF}(n, m)Q_\alpha^{YF}(n, m) \quad (1.6)$$

Avec

$$Q_g^{XF}(n, m) = \frac{\gamma_g}{1 + e^{K_g(G^{XF}(n, m) - \sigma_g)}}$$

$$Q_\alpha^{XF}(n, m) = \frac{\gamma_\alpha}{1 + e^{K_\alpha(X^{XF}(n, m) - \sigma_\alpha)}} \quad (1.7)$$

avec

$$G^{XF}(n, m) = \begin{cases} \frac{g_F(n, m)}{g_X(n, m)} & \text{si } g_x(n, m) > g_F(n, m) \\ \frac{g_X(n, m)}{g_F(n, m)} & \text{ailleurs} \end{cases}$$

$$g_x = \sqrt{s_x^x(n, m)^2 + s_x^y(n, m)^2} \quad (1.8)$$

$$X^{XF}(n, m) = 1 - \frac{|a_x(n, m) - a_F(n, m)|}{\frac{\pi}{2}}$$

$$a_x = \arctang\left(\frac{s_x^y(n, m)}{s_x^x(n, m)}\right) \quad (1.9)$$

Où s_x^x et s_x^y sont le gradient de Sobel horizontal et vertical d'une image X .

Les constantes $\gamma_g, K_g, K_\alpha, \sigma_\alpha$ et σ_g sont permettant d'estimer la forme des sigmoïdes utilisées pour déterminer le bord et l'orientation.

La performance totale de la fusion satisfait[9]:

$$0 \leq Q^{XY/F} \leq 1. \quad (1.10)$$

- ✓ Si $Q^{XY/F} = 0$ alors cela implique une perte complète des informations de source.
- ✓ Si $Q^{XY/F} = 1$ indique alors la 'fusion idéale' sans perte d'information source.

Perte de la fusion $L^{XY/F}$:

Il mesure les informations de bord perdues dans la tâche de fusion. Cette information n'est pas présentée dans l'image fusionnée mais dans les images sources. L'expression mathématique est donnée par[9]:

$$L^{XF/F} = \frac{\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M r(n, m) ((1 - Q^{XF}(n, m))W^X(n, m) + (1 - Q^{YF}(n, m))W^Y(n, m))}{\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M (W^X(n, m) + W^Y(n, m))}$$

$$\text{Ou } r(n, m) = \begin{cases} 1 & \text{si } g_F(n, m) < g_x(n, m) \text{ ou } g_F(n, m) < g_y(n, m) \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (1.11)$$

La plage de perte de fusion est $0 \leq L^{XY/F} \leq 1$:

- ✓ Si $L^{XY/F} = 0$ la perte de fusion est faible.
- ✓ Si $L^{XY/F} = 1$ la perte de fusion est élevée.

Il faut que la valeur de $L^{XY/F}$ plus faible pour obtenir une meilleure performance de tout algorithme de fusion.

Artéfacts de la fusion $N^{XY/F}$

Des informations visuelles inutiles peuvent être introduites dans l'image combinée qui n'a aucune pertinence avec les images source. Ces artefacts doivent être évités. L'expression mathématique de $N^{XY/F}$ est donnée par[9]:

$$N_K^{XY/F} = \frac{\sum_n \sum_m AM_{n,m} ((1 - Q^{XF}(n, m))W^X(n, m) + (1 - Q^{YF}(n, m))W^Y(n, m))}{\sum_n \sum_m (W^X(n, m) + W^Y(n, m))}$$

$$\text{Où } AM_{n,m} = \begin{cases} 1 & \text{si } g_F(n, m) > g_x(n, m) \text{ et } g_F(n, m) > g_y(n, m) \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (1.12)$$

Cette métrique de fusion satisfait $0 \leq N^{XY/F} \leq 1$.

- ✓ Si $N^{XY/F} = 0$ alors il n'y a pas de fusion artefacts.
- ✓ Si $N^{XY/F} = 1$ alors il y a une dégradation grave de la qualité de l'image parce du bruit ou des artefacts.

On constate que le score d'information sur la fusion, la perte et les artefacts de fusion sont complémentaires les uns des autres. La somme de ces mesures doit donner l'unité:

$$Q^{XY/F} + L^{XY/F} + N^{XY/F} = 1$$

1.3.7. Applications médicales de la fusion

Les applications médicales de la fusion de données peuvent être classées selon leur contexte de fusion. Les contextes de fusion sont regroupés en quatre catégories principales qui sont représentées dans la figure 1.16. Pour chaque catégorie, nous décrivons les caractéristiques générales des contextes de fusion correspondants et donnons quelques exemples de contextes cliniques et d'applications médicales[2].

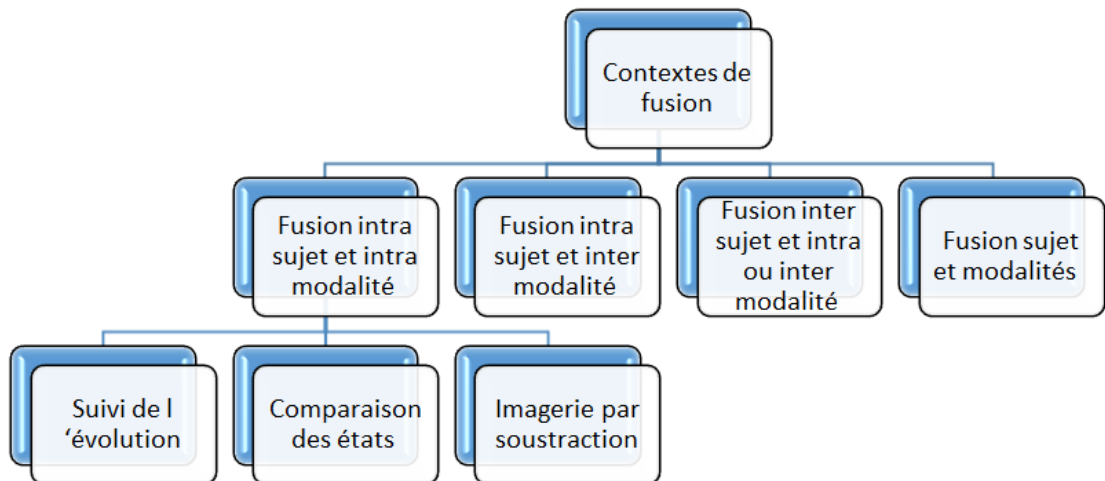


Figure 1.16: Contextes de fusion d'images médicales.

1.3.7.1. Fusion intra-sujet et intra- modalité

C'est la fusion entre différents jeux de données provenant d'une même modalité pour un sujet. A cette catégorie correspondent trois principaux objectifs cliniques[5]:

1) **Suivi de l'évolution** : Le suivi dans le temps de modifications dans l'anatomie du patient permet, par exemple, de suivre la croissance ou d'étudier l'évolution d'une zone lésionnelle ou les effets d'un traitement thérapeutique[5].

2) **Comparaison des états** : Ce contexte de fusion permet la comparaison de différents états du sujet, par exemple, en IRM fonctionnelle, les mesures d'activations fonctionnelles peuvent être réalisées par la comparaison statistique d'images acquises respectivement dans des états successifs d'activité et de repos[5].

3) *Imagerie par soustraction* : L'imagerie par soustraction est basée sur le calcul d'une différence entre deux jeux de données image correspondant à deux acquisitions différentes réalisées avec et sans traceur ou agent de contraste.

1.3.7.2. Fusion intra-sujet et inter-modalité

C'est la fusion entre des données multi-modalité d'un même sujet. Elle permet de profiter de la nature complémentaire des différentes modalités d'imagerie et pour différentes zones anatomiques. La mise en correspondance entre données CT et IRM facilite la localisation anatomique conjointe des structures osseuses et des tissus mous. La mise en correspondance entre des données d'IRM fonctionnelle, de TEP ou de TEMP et des données d'IRM anatomique permet une corrélation anatomo-fonctionnelle, utile notamment dans des études pré chirurgicales[10].

1.3.7.3. Fusion inter-sujet et intra ou inter-modalité

C'est la fusion entre des données mono ou multi modalité concernant des sujets différents. Les applications principales de cette catégorie sont liées à l'étude de la variabilité anatomique ou fonctionnelle au sein d'une population de sujets (sujets sains ou patients)[10].

1.3.7.4. Fusion sujet et modalités

C'est la fusion entre l'espace du sujet réel et les données images. Cette catégorie de contextes de fusion concerne la mise en correspondance entre le sujet réel, les outils thérapeutiques et des images ou mesures pré ou préopératoires. Grâce à des localisateurs tridimensionnels, cette catégorie permet l'interaction entre robots, images et patient. Ces systèmes de thérapie guidée par l'image, notamment les systèmes de neuronavigation, sont aujourd'hui parmi les applications de fusion de données les plus utilisées en routine clinique[2].

1.4. Conclusion

La fusion d'images est un processus complexe car constitué de nombreuses phases interdépendantes, ce qui en fait une technique d'autant plus difficile à appréhender qu'il n'existe pas de procédure de fusion universelle. La qualité des images de fusion présentées au clinicien va dépendre du choix des techniques associées à chacune des étapes de la fusion, ces associations ont donc pour but de donner des images informative pour le diagnostic. Dans ce chapitre, on a présenté l'imagerie médicale, avec les principales modalités d'imagerie médicales qui seront évoquées tout au long de ce mémoire, puis nous avons abordé la fusion

d'images et son utilisation dans le domaine médical. Le chapitre suivant présentera un algorithme de fusion d'images basé sur la décomposition multi-échelle par un filtre guidé.

Chapitre 2

Fusion d'images multi-échelles par un filtre guidé

2.1. Introduction

La fusion des images a attiré l'attention des chercheurs au cours des dernières décennies en raison de sa grande variété d'applications, comme par exemple la robotique, les véhicules autonomes, l'inspection visuelle dans les installations industrielles, la surveillance visuelle, l'intelligence ambiante, l'identification du personnel, la photographie numérique, l'imagerie médicale, la télédétection et la biométrie, etc. Dans ce chapitre, nous présentons un algorithme simple mais efficace de fusion de niveau de pixel basé sur la représentation multi-échelles par le filtre guidé et la détection de la saillance nommé MGF (Multi-scale Guided Image Fusion) [1].

2.2. Filtre guidé

Le filtrage d'image guidé est une opération de voisinage, comme les autres opérations de filtrage, mais prend en compte les statistiques d'une région dans le voisinage spatial correspondant dans l'image de guidage lors du calcul de la valeur du pixel de sortie, Il calcule la sortie comme un filtre linéaire invariant dans le temps. Le filtre guidé (FG) peut également préserver les informations de bord pendant le processus de décomposition qui aide à éviter les artefacts de sonnerie, la propriété de préservation de bord du FG appelée propriété transfert de structure, si l'image de guidage est identique à l'entrée un lissage préservant les contours sera effectué tandis que le comportement structurel reste identique. Le FG permet d'améliorer les performances de structures en mode de transfert [13].

2.2.1. Principe

Le filtre guidé d'une image I est un modèle linéaire local entre l'image de guidage G et la sortie de filtrage I_G qui est une transformation linéaire de I dans une fenêtre W_k de taille $r \times r$ centrée sur le pixel k :

$$I_{G_i} = a_k G_i + b_k \quad \forall i \in W_k \quad (2.1)$$

où i est l'indice d'un pixel et (a_k, b_k) sont des coefficients linéaires supposés constants dans W_k . Pour les déterminer, on cherche une solution de l'équation (2.1) qui minimise la différence entre I_G et l'entrée du filtre I qui donne [13]:

$$a_k = \frac{\frac{1}{|W|} \sum_{i \in W_k} G_i I_i - \mu_k \bar{I}_k}{\sigma_k^2 + \epsilon} \quad (2.2)$$

$$b_k = \bar{I}_k - a_k \mu_k \quad (2.3)$$

où μ_k et σ_k sont la moyenne et la variance de G dans W_k , $|W|$ est le nombre de pixels dans la fenêtre W_k , ϵ est un paramètre de régularisation contrôlant le processus de préservation des bords, et \bar{I}_k est la moyenne de l'image I dans W_k .

La sortie de filtrage est calculée par [13]:

$$I_{G_i} = \bar{a}_i G_i + \bar{b}_i \quad (2.4)$$

où \bar{a}_i et \bar{b}_i sont respectivement la moyenne de a et b sur la fenêtre W_i centrée sur i .

2.2.2. Algorithme de FG

Le calcul du filtre guidé de l'image I avec l'image de guidage G est décrit par l'équation suivante [13]:

$$I_G = FG(I, G, r, \epsilon) \quad (2.5)$$

L'algorithme 2.1 montre le pseudo-code du filtre guidé, où $f_{moy}(\cdot, r)$ désigne un filtre moyenneur de taille rxr .

Algorithme 2.1. Pseudo-code du filtre guidé[13].

Entrées : Image à filtrée I , image de de guidage, la taille de voisinage r et le paramètre de régularisation ϵ

Sortie : Image filtrée I_G

$$avg_G = f_{moy}(G, r)$$

$$avg_I = f_{moy}(I, r)$$

$$corr_G = f_{moy}(G.*G, r)$$

$$corr_{GI} = f_{moy}(G.*I, r)$$

$$var_G = corr_G - avg_G.*avg_G$$

$$cov_{GI} = corr_{GI} - avg_G.*avg_I$$

$$a = cov_{GI} ./ (var_G + \epsilon)$$

$$b = avg_I - a.*avg_G$$

$$avg_a = f_{moy}(a, r)$$

$$avg_b = f_{moy}(b, r)$$

$$I_G = avg_a * G + avg_b$$

2.2.3. Décomposition et reconstruction par le FG

En La décomposition multi-échelle de l'image I peut être effectuée en utilisant le FG. Dans la même voie, nous pouvons également reconstruire l'image sans perte d'informations comme la montre la Figure 2.1. Supposons que b^{n-1} , G^{n-1} sont la couche de base et l'images de guidage au niveau $(n - 1)$ et r^n, ε^n sont la taille du fenêtre et le paramètre de régularisation au $n^{ième}$ niveau, alors la couche de base b^n peut être calculée en effectuant un FG de l'image b^{n-1} en considérant G^{n-1} comme image de guidage. Les images de détail d^n peuvent être calculées en prenant la différence entre la couche de base précédente b^{n-1} et la couche de base actuelle b^n . Ces expressions sont données par [13]:

$$b^n = FG(b^{n-1}, G^{n-1}, r^n, \varepsilon^n) \quad (2.6)$$

$$d^n = b^{n-1} - b^n \quad (2.7)$$

Avec $b^0 = I$

Les paramètres r^n, ε^n de chaque niveau sont pris en compte conformément aux exigences de l'application. L'image d'entrée I peut être reconstruite à partir de la couche de base et des couches de détails comme [13]:

$$I = \sum_{k=1}^n d^k + b^n \quad (2.8)$$

Ce processus de décomposition multi-échelle est également présenté dans l'algorithme 2.2.

Algorithme 2.2 : Décomposition et reconstruction d'image par le FG [13] .

Entrées : Image à filtrer I , image de guidage G^0 , r^1, \dots, r^n , $\varepsilon^1, \dots, \varepsilon^n$, et le nombre de niveaux n

Sorties : Image reconstruite I et les couches de bases et détails (b^k, d^k)

1. $b^0 = I$
2. **pour** $k = 1, 2, 3, \dots, n$ faire
 - $b^k = GF(b^{k-1}, G^{k-1}, r^k, \varepsilon^k)$
 - $d^k = b^{k-1} - b^k$

Fin pour

3. $I = \sum_{k=1}^n d^k + b^n$

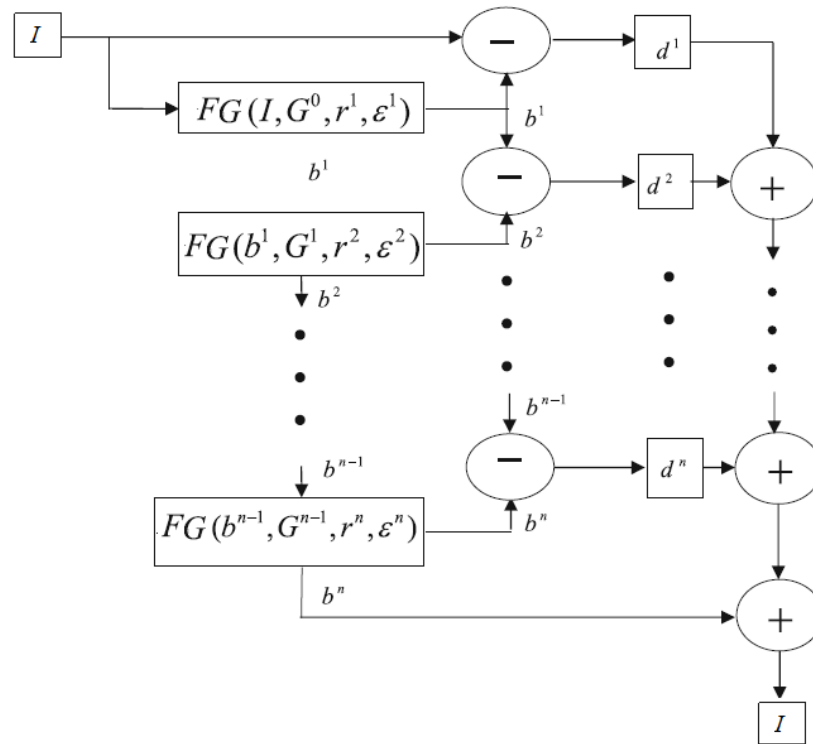


Figure 2.1: Décompositions multi-échelles et reconstruction de l'image I .

2.3. Fusion d'images multi-échelles guidée

La méthode MGF proposée dans le référence [13] en 2019 nécessite les étapes suivantes pour effectuer la fusion:

1. Décomposition multi-échelle des images sources à l'aide de FG.
2. Génération des cartes de saillance.
3. Calcul des cartes de poids correspondant aux couches de détail.
4. Combinaison des couches de détail à l'aide des cartes de poids
5. Génération de l'image fusionnée finale.

La figure (2.2) représente le schéma bloc de la méthode MGF.

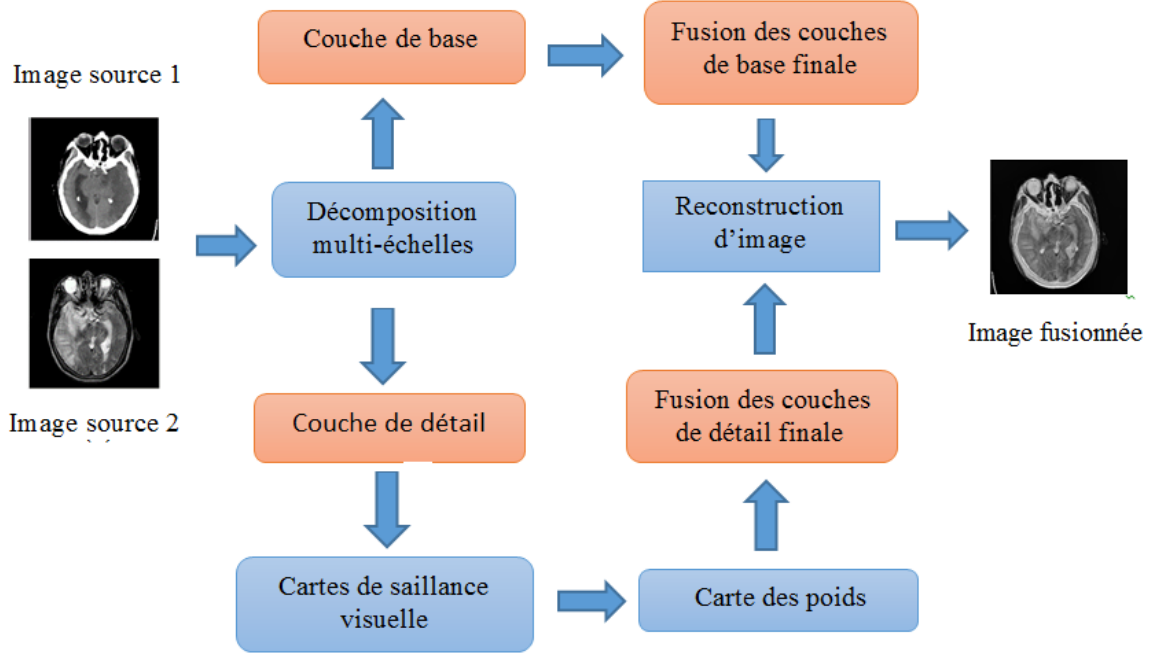


Figure 2.2: Schéma bloc de la Fusion d'images multi- échelles guidée (MGF).

2.3.1. Décomposition multi-échelle des images sources à l'aide de FG

Considérons deux images sources I_1 et I_2 de même taille. Nous avons effectué la décomposition multi-échelle de I_1 et I_2 en utilisant GF pour obtenir les couches de bases B_1^1, B_2^1 et les couches de détails D_1^1, D_2^1 comme suit [13]:

$$B_1^1 = \text{FG}(I_1, I_2, r^1, \varepsilon^1) \quad (2.9)$$

$$B_2^1 = \text{FG}(I_2, I_1, r^1, \varepsilon^1) \quad (2.10)$$

$$D_1^1 = I_1 - B_1^1 \quad (2.11)$$

$$D_2^1 = I_2 - B_2^1 \quad (2.12)$$

On peut observer que pour filter I_1 , I_2 est utilisé comme image de guidage. Par conséquent, les informations structurales de I_2 sont utilisées pour lisser I_1 .

Une opération similaire peut être observée sur I_2 en prenant I_1 comme image de guidage. Les couches de base consécutives sont générées comme suit [13]:

$$B_1^k = \text{FG}(B_1^{k-1}, B_2^{k-1}, r^k, \varepsilon^k) \quad (2.13)$$

$$B_2^k = \text{FG}(B_2^{k-1}, B_1^{k-1}, r^k, \varepsilon^k), k = 1, \dots, n \quad (2.14)$$

où B_1^k, B_2^k sont des couches de base de deux images sources au niveau k , qui dépendent de leurs couches de base de niveau précédentes B_1^{k-1}, B_2^{k-1} , respectivement. On peut noter que B_1^0, B_2^0 représentent les deux images sources I_1 et I_2 respectivement .

Les couches de détail D_1^k, D_2^k représentent la différence entre les couches de base de niveau précédent et actuel [13]:

$$D_1^k = B_1^{k-1} - B_1^k, k = 1, 2, \dots, n \quad (2.15)$$

$$D_2^k = B_2^{k-1} - B_2^k, k = 1, 2, \dots, n \quad (2.16)$$

Ces couches de détail fournissent des informations visuellement significatives des images sources qui sont plus utiles pour l'extraction de la saillance visuelle et la construction de la carte des poids[13].

Les figures (2.3) et (2.4) montrent la décomposition des images source à quatre niveaux de décomposition.

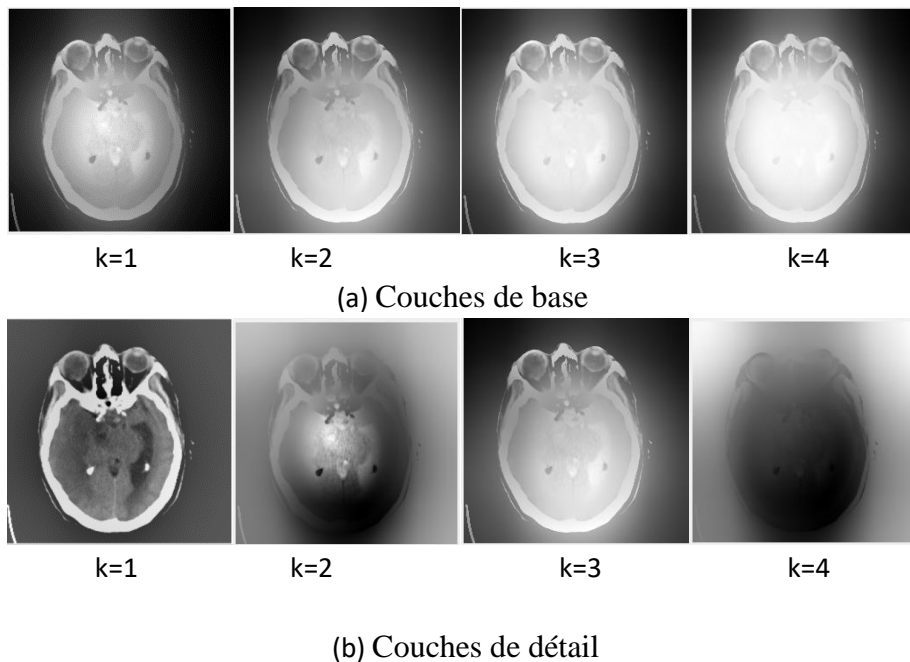
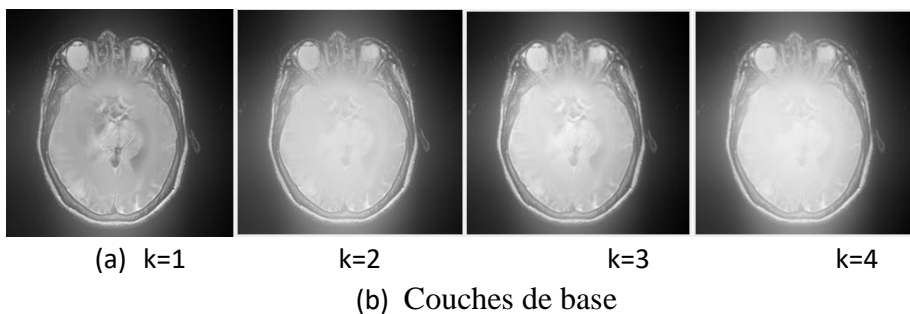


Figure 2.3: Couches de base et de détail de l'image source I_1 .



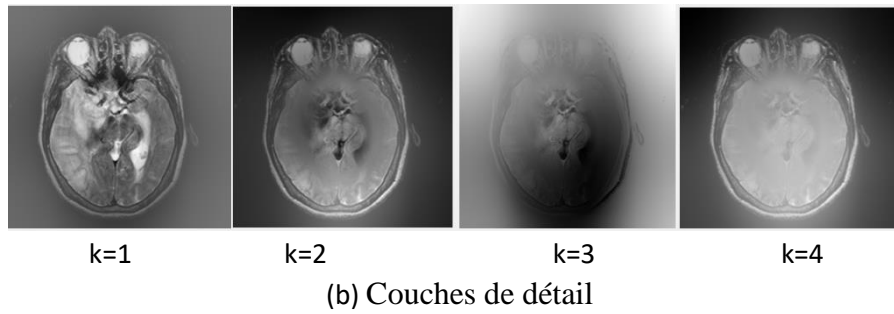


Figure 2.4: Couches de base et de détail de l'image source I_2 .

2.3.2. Détection visuelle de la saillance

Le processus d'extraction des régions visuellement significatives d'une scène est appelé Détection de la Saillance Visuelle (DSV), telles que des personnes, des objets ou des pixels qui sont plus importants que leurs voisins. Ces régions saillantes attirent plus d'attention visuelle humaine par rapport aux autres régions présentes dans la scène.

Le processus de la DSV multi-échelle se fait selon les deux étapes suivantes [13]:

1. Décomposer les images sources en couches de base (B_1^k, B_2^k) et en couches de détails (D_1^k, D_2^k) à l'aide des équations (2.13),(2.14),(2.15) et (2.16).
2. Calculer les saillances visuelles S_1^k et S_2^k en prenant la valeur absolue des couches de détails D_1^k et D_2^k comme suit [13]:

$$S_1^k = |D_1^k|, k = 1, 2, \dots, n \quad (2.17)$$

$$S_2^k = |D_2^k|, k = 1, 2, \dots, n \quad (2.18)$$

Les figures (2.5) et (2.6) présentent les cartes de saillances des images sources pour les quatre niveaux de décomposition.

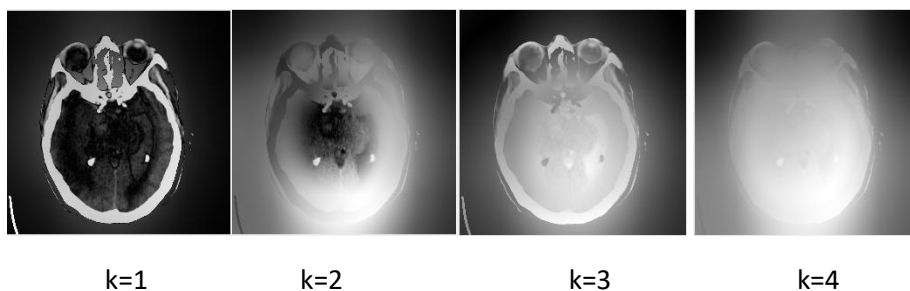


Figure 2.5: Cartes de saillances de l'image source I_1

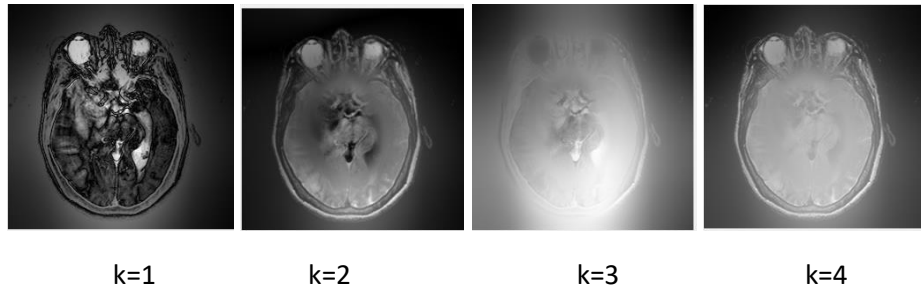


Figure 2.6: Cartes de saillances de l'image source I_2 .

2.3.3. Calcul de la carte de poids

Les cartes de poids sont conçues en normalisant les cartes de saillances comme suit[13] :

$$W_1^k = \frac{S_1^k}{\sum_{i=1}^2 S_i^k} , k = 1, 2, \dots, n \quad (2.19)$$

$$W_2^k = \frac{S_2^k}{\sum_{i=1}^2 S_i^k} , k = 1, 2, \dots, n \quad (2.20)$$

où k indique l'échelle. Il est à noter que nous calculons les poids pour chaque échelle. Ce processus complémentaire de construction de la carte de poids basé sur les informations de saillance peut automatiquement intégrer les informations détaillées de la couche à chaque pixel.

Les figures (2.7) et (2.8) présentent les cartes des poids des images sources pour les quatre niveaux de décomposition.

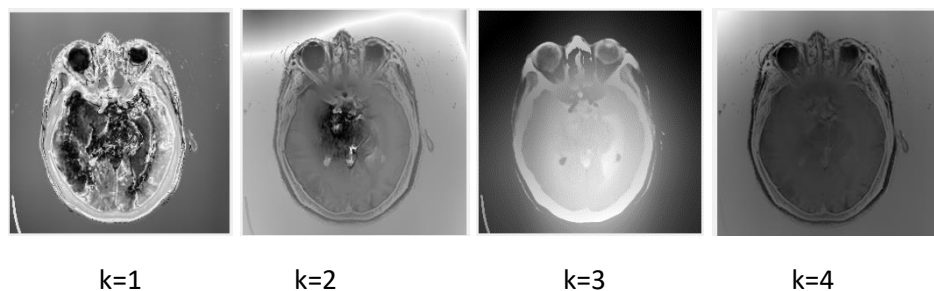


Figure 2.7: Cartes de poids de l'image source I_1

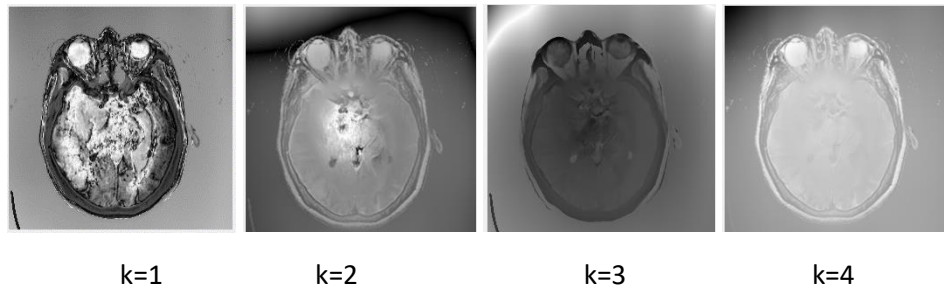


Figure 2.8: Cartes de poids de l'image source I_2

2.3.4. Fusion des couches de détails

Les couches de détail sont intégrés à chaque échelle k à l'aide des cartes de poids W_1^k et W_2^k en utilisant une combinaison linéaire[13]:

$$D_F^k = w_1^k D_1^k + W_2^k D_2^k \quad (2.21)$$

La couche de détail finale D_F est obtenue en combinant les couches de détail fusionnées obtenues à chaque échelle[13] :

$$D_F = \sum_{k=1}^n D_F^k \quad (2.22)$$

Cette image D_F fournit la plupart des informations visuelles de l'image fusionnée (voir figure 2.9).

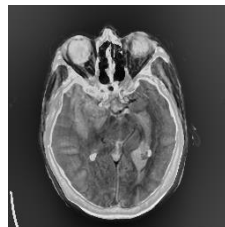


Figure 2.9: Couche de détail finale D_F

2.3.5. Fusion de la couche de base

La couche de base fusionnée B_F est générée en prenant la moyenne des couches de base à l'échelle finale n comme suit[13] :

$$B_F = \frac{1}{2} (B_1^n + B_2^n) \quad (2.23)$$

l'image B_F fournit le contraste de l'image fusionnée (voir figure 2.10).

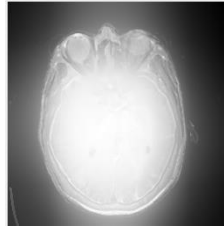


Figure 2.10: Couche de base finale B_F .

2.3.6. Reconstruction d'image fusionnée

L'image fusionnée est obtenue en combinant la couche de base B_F et la couche de détail D_F [13].

$$F = B_F + D_F \quad (2.24)$$

L'image fusionnée contient à la fois le contraste de B_F et les informations visuelles de D_F de la scène dans une seule image (voir figure 2.11).

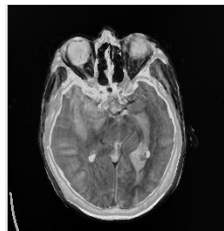


Figure 2.11: Image fusionnée F

La méthode MGF est également expliquée dans l'algorithme 2. 3.

Algorithme 2.3 : Fusion d'images multi-échelles guidée [13]

Entrées : Images sources I_1 , I_2 , le niveau de décomposition n et les paramètres $r^1, \dots, r^n, \varepsilon^1, \dots, \varepsilon^n$.

Sortie : Image fusionnée F

1 . $B_1^0 = I_1$, $B_2^0 = I_2$

2 . **Pour** $k=1,2,\dots,n$ **faire**

$$B_1^k = \text{GF} (B_1^{k-1}, B_2^{k-1}, r^k, \varepsilon^k)$$

$$B_2^k = \text{GF} (B_2^{k-1}, B_1^{k-1}, r^k, \varepsilon^k)$$

$$D_1^k = B_1^{k-1} - B_1^k$$

$$D_2^k = B_2^{k-1} - B_2^k$$

$$S_1^k = |D_1^k|$$

$$S_2^k = |D_2^k|$$

$$W_1^k = \frac{S_1^k}{\sum_{n=1}^2 S_n^k}$$

$$W_2^k = \frac{S_2^k}{\sum_{n=1}^2 S_n^k}$$

$$D_F^k = W_1^k D_1^k + W_2^k D_2^k$$

Fin pour

$$3. D_F = \sum_{k=1}^n D_F^k$$

$$4. B_F = \frac{1}{2}(B_1^n + B_2^n)$$

$$5. F = B_F + D_F$$

2.4. Fusion d'images couleurs

La méthode étudiée dans ce chapitre peut être appliquée aux images couleurs. L'algorithme MGF est également appliqué sur les images couleur en implémentant individuellement sur les canaux de couleur rouge, vert et bleu. Enfin, tous ces canaux sont concaténés pour obtenir l'image couleur fusionnée. Mais pour les images médicales, la fusion se fait dans l'espace YCbCr car on a deux types d'images médicales différents ; les images IRM et CT sont des images en niveaux de gris tandis que les images TEP et SPECT sont des images couleurs. Le principe de la technique de fusion proposée particulièrement simple, et s'effectue de la manière suivante [14]:

- Convertir les trois bandes de l'espace RVB vers l'espace YCbCr par l'équation suivante :

$$\begin{pmatrix} Y \\ C_b \\ C_r \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0,2220 & 0,7067 & 0,0713 \\ -0,1195 & -0,3810 & 0,5000 \\ 0,5000 & -0,4542 & -0,0458 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R \\ V \\ B \end{pmatrix} \quad (2.25)$$

Où

Y correspond à la luminance, Cb et Cr aux compléments bleus et rouges.

- Appliquer la méthode MGF entre la composante intensité Y de l'image médicale couleur (TEP ou SPECT) et l'intensité de l'image (IRM ou CT) pour obtenir la composante intensité Y fusionnée.
- Convertir l'espace de couleur YCbCr vers l'espace couleur RVB pour obtenir une image fusionnée informative en couleur par l'équation suivante :

$$\begin{pmatrix} R \\ V \\ B \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1,5560 \\ 1 & -0,1866 & -0,4886 \\ 1 & 1,8580 & 0,0001 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} Y \\ C_b \\ C_r \end{pmatrix} \quad (2.26)$$

La figure 2.12 illustre le principe de la fusion des images médicales couleurs.

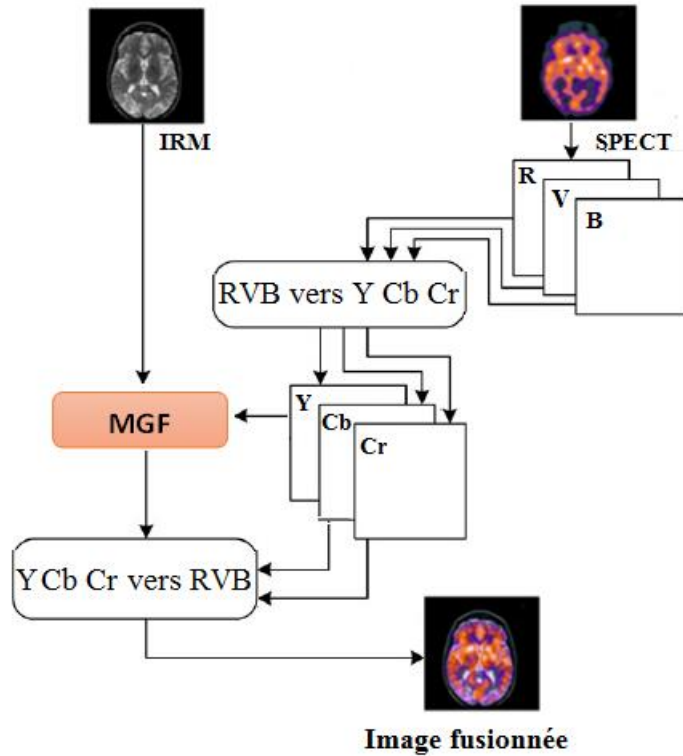


Figure 2.12: Principe de la fusion d'images médicales couleurs.

2.7. Conclusion

La fusion d'image est un grand progrès dans l'imagerie médicale car elle permet d'assister considérablement le médecin dans son diagnostic. En effet toutes les informations que vont apporter les différentes techniques d'imagerie médicale seront regroupées en une seule image significative. A l'heure actuelle, on est à même de fusionner deux images médicales (IRM/TEP, IRM/TDM ou CT/TEP). Dans ce chapitre nous avons présenté une approche de la fusion d'image basée sur le filtre guidé et la saillance visuelle nommée MGF, et nous avons proposé une extension de la méthode MGF pour les images couleurs. Dans le chapitre suivant nous montrerons les performances de la méthode MGF dans la fusion des images médicales.

Chapitre 3

Résultats et interprétations

3.1. Introduction

Dans ce chapitre nous allons présenter les résultats de simulation de la récente méthode MGF car elle combine les avantages des plusieurs techniques pour fournir une meilleure qualité d'image.

Ensuite, nous allons tester notre extension de la méthode MGF pour la fusion des images médicales en couleurs. Enfin, nous allons la comparer avec d'autres méthodes sur la même base de données.

3.2. Méthode proposée

Un radiologue a besoin à la fois d'IRM et l'information CT où (TEP/IRM et TEP/CT) ensemble dans une image pour un meilleur diagnostic et traitement.

Nous devons donc déterminer la fusion des images médicale pour obtenir une image plus nette et précise à l'aide de la méthode MGF. Les étapes importantes de cette méthode sont résumées comme suit :

- A. Décomposition multi-échelle des images sources à l'aide de FG.
- B. Production des cartes de saillance visuelle.
- C. Calcul des cartes de poids correspondant aux couches de détails.
- D. Combinaison des couches de détails à l'aide des cartes de poids.
- E. Génération de l'image fusionnée finale.

3.3. Base des données

La base de données utilisée contient huit (08) couples d'images recalées de taille 256X256.

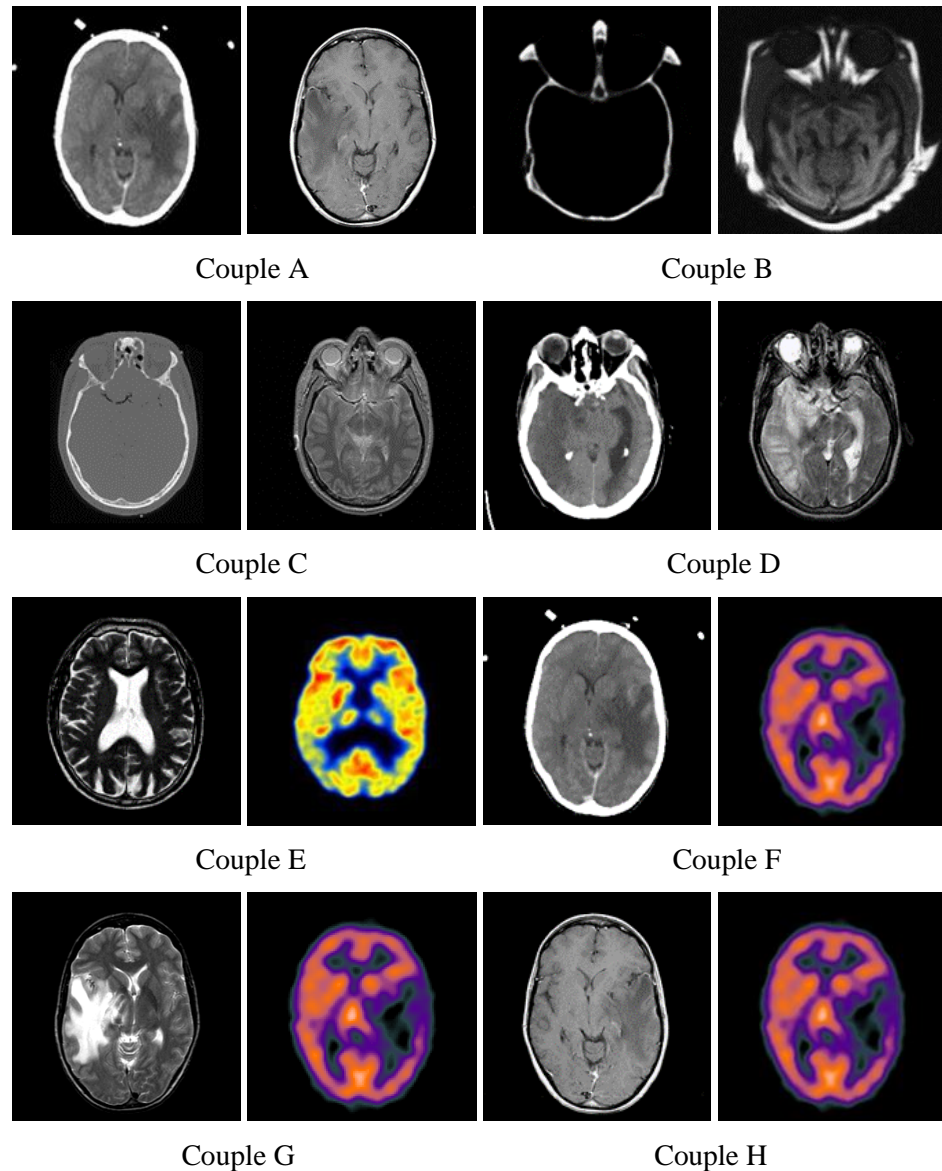


Figure 3.1: Différents couples d'images utilisés

3.4. Validation des méthodes

L'évaluation de la qualité de l'image fusionnée est basée sur une analyse visuelle et une analyse quantitative.

3.4.1. Analyse quantitative

Nous avons utilisée plusieurs paramètres statistiques pour l'analyse quantitative qui sont la fusion à score d'information $Q^{XY/F}$, la fusion de perte $L^{XY/F}$ et la fusion d'artefact modifié $N^{XY/F}$.

3.4.2. Analyse visuelle

L'analyse visuelle permet de localiser et d'identifier les défauts qui peuvent affecter la qualité image ; déformation d'éléments linéaires, bavé des contours, agrégation d'objets, la saturation des couleurs, ou encore des couleurs dominantes.

Cette analyse est nécessaire pour vérifier la qualité des images obtenues par la fusion.

3.5. Sélection des paramètres

La performance de la méthode MGF dépend des trois paramètres: la taille de filtre r , le paramètre de lissage ε et le nombre de niveaux de décomposition n . Par conséquent, ces paramètres doivent être réglés de manière appropriée. En suivant l'analyse de [2], les deux premiers paramètres sont réglés aux $r = 9, \varepsilon = 10^3$.

Dans ce travail nous allons étudier l'effet du nombre de niveaux de décomposition n sur la performance de la méthode MGF.

3.6. Résultats de la méthode MGF

Dans cette partie on va implémenter la méthode de la fusion par la méthode MGF sur les quatre premiers couples d'images en variant le nombre des niveaux de décomposition. Les résultats de simulation seront illustrés dans le tableau 3.1 où les paramètres statistique ($Q^{XY/F}$, $L^{XY/F}$, $N^{XY/F}$) sont obtenus par la méthode MGF sur 5 niveaux .

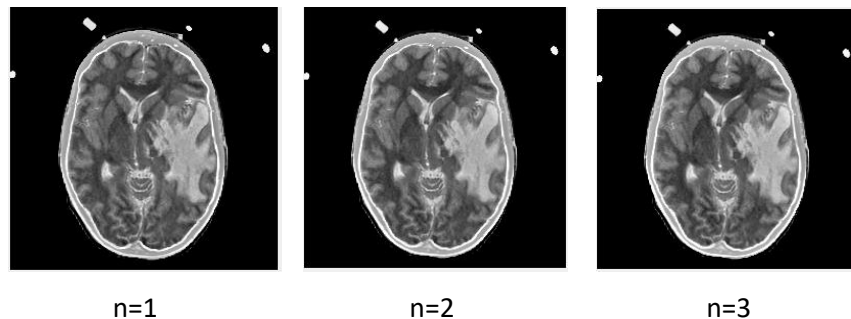
Les figures 3.2-5 présentent l'aspect visuel de la fusion.

A partir de tableau, on peut remarquer que la méthode MGF pour un niveau de décomposition donne des meilleurs résultats de fusion dans la plupart des paramètres d'évaluation sauf le couple D qui exige quatre niveaux de décomposition pour donner des meilleurs résultats. Les meilleures valeurs sont soulignées et mises en gras mais pour le niveau 5, les résultats sont médiocres.

Les couples	Niveaux	Les paramètres statistiques			Temps(s)
		$Q^{XY/F}$	$L^{XY/F}$	$N^{XY/F}$	
Couple A	N=1	0.8353	0.1328	0.0319	0.0863
	N=2	0.8257	0.1375	0.0368	0.0796
	N=3	0.8261	0.1339	0.0400	0.0942
	N=4	0.8256	0.1327	0.0416	0.1504
	N=5	0.0825	0.9175	0.0000	0.1814
Couple B	N=1	0.8856	0.1044	0.0101	0.0625
	N=2	0.8826	0.1065	0.0109	0.1023
	N=3	0.8842	0.1036	0.0122	0.1008
	N=4	0.8844	0.1029	0.0127	0.1306
	N=5	0.0531	0.9469	0.0000	0.1867
Couple C	N=1	0.8184	0.1423	0.0393	0.2656
	N=2	0.8114	0.1567	0.0319	0.5007
	N=3	0.8141	0.1506	0.0353	0.7192
	N=4	0.8145	0.1488	0.0367	0.9381
	N=5	0.0692	0.9307	0.0001	1.1985
Couple D	N=1	0.7856	0.1887	0.0257	0.0633
	N=2	0.7838	0.1931	0.0231	0.0587
	N=3	0.7885	0.1857	0.0259	0.0827
	N=4	0.7895	0.1843	0.0265	0.1195
	N=5	0.0626	0.9374	0.0000	0.1578

Tableau 2.3: Analyse quantitative de la méthode MGF pour les quatre couples

Ces résultats confirment les résultats visuels présentés dans les figures 3.2, 3.3, 3.4, et 3.5:



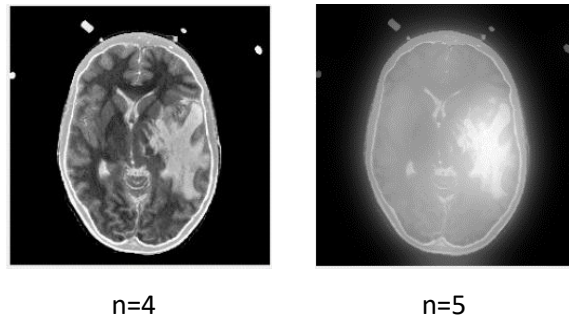


Figure 3.2: Fusion d'images avec différent niveaux de décomposition pour le couple (A)

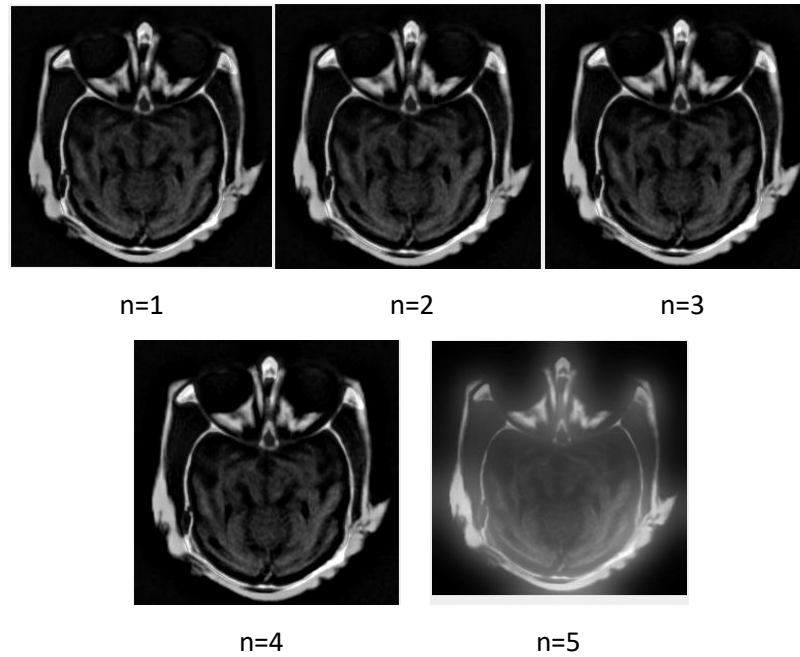


Figure 3.3: Fusion d'images avec différent niveaux de décomposition pour le couple (B)

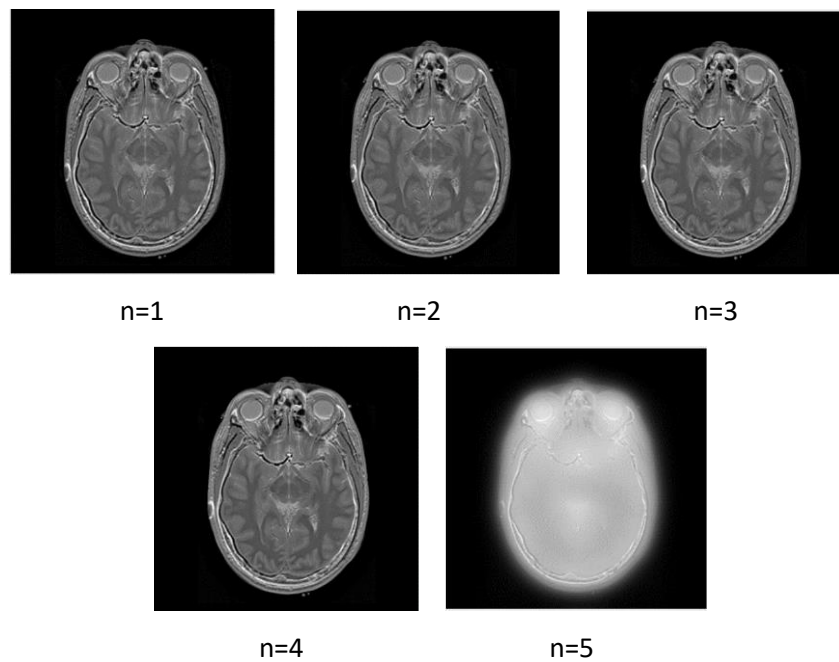


Figure 3.4: Fusion d'image avec différent niveaux de décomposition pour le couple (C)

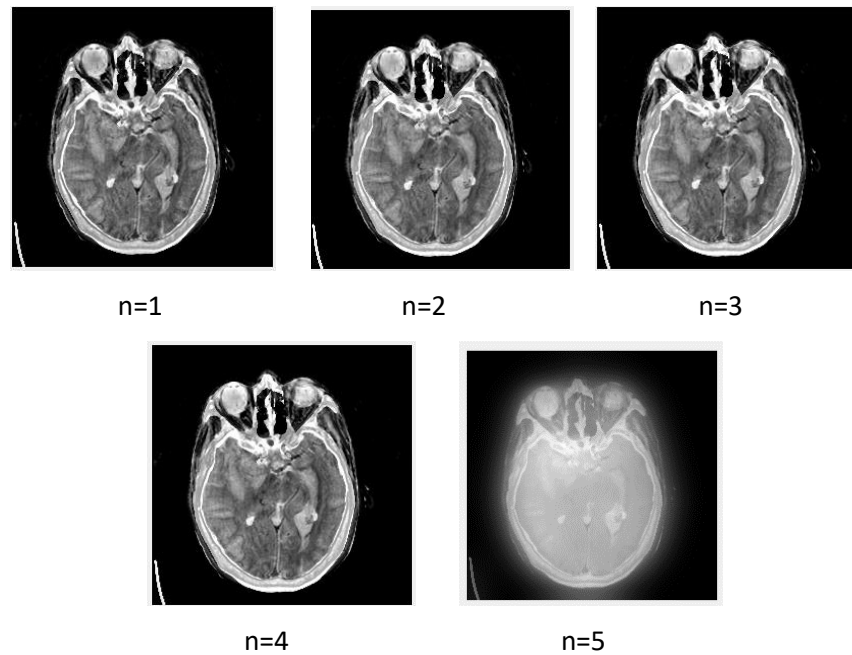


Figure 3.5: Fusion d'image avec différents niveaux de décomposition pour le couple (D)

3.7. Comparaison avec d'autres méthodes

Dans cette partie nous allons comparer la méthode MGF avec deux méthodes multi-échelles basant sur la détection de saillance visuelle; la méthode TIF [15] et la méthode MSSIF[15] utilisant la même base de données.

L'analyse des résultats obtenus est faite avec les trois paramètres statistiques $Q^{XY/F}$, $L^{XY/F}$, $N^{XY/F}$ et le temps de calcul, les meilleures valeurs sont soulignées et mises en gras.

D'après les figures (3.6-3.10) et le tableau (3.2) qui présentent les résultats des deux méthodes de fusion, et les meilleurs résultats de la méthode MGF. Nous avons confirmé que la méthode MGF est la meilleure, car elle est basée sur un filtre guidé qui préserve les contours. La méthode MGF nous donne des meilleures valeurs dans la plupart des paramètres d'évaluation par secteur graphique en 3D avec un temps de calcul minimal par rapport aux autres méthodes (figure 3. 10).

La méthode MGF donne des images fusionnées contenant plus de détails et moins d'artefacts.

Les	méthode	Niveaux	Les paramètres statistiques			Temps (s)
			$Q^{XY/F}$	$L^{XY/F}$	$N^{XY/F}$	
Couple A	MGF	N=1	0.8353	0.1328	0.0319	0.0863
	TIF	N=1	0.7685	0.2187	0.0128	0.2119
	MSSIF	N=1	0.6986	0.2991	0.0023	0.1762
		N=2	0.8023	0.1335	0.0641	0.2214
		N=3	0.7015	0.0761	0.2224	0.2908
		N=4	0.5257	0.0499	0.4243	0.2782
Couple B	MGF	N=1	0.8856	0.1044	0.0101	.0625
	TIF	N=1	0.8665	0.1190	0.0145	0.1556
	MSSIF	N=1	0.7457	0.2531	0.0013	0.2011
		N=2	0.8471	0.1254	0.0275	0.1618
		N=3	0.7734	0.0785	0.1482	0.1996
		N=4	0.6039	0.0535	0.3426	0.2888
Couple C	MGF	N=1	0.8184	0.1423	0.0393	0.2656
	TIF	N=1	0.7926	0.1758	0.0316	0.1452
	MSSIF	N=1	0.6841	0.3140	0.0019	0.2404
		N=2	0.7968	0.1425	0.0607	0.3409
		N=3	0.6985	0.0915	0.2099	0.3771
		N=4	0.5346	0.0624	0.4030	0.5544
Couple D	MGF	N=4	0.7895	0.1843	0.0265	0.1195
	TIF	N=1	0.7392	0.2418	0.0190	0.1607
	MSSIF	N=1	0.6304	0.3660	0.0036	0.1715
		N=2	0.7577	0.1736	0.0687	0.1639
		N=3	0.6769	0.0982	0.2222	0.1898
		N=4	0.5398	0.0745	0.3857	0.2902

Table 3.3: la comparaison entre les différentes méthodes (MGF, TIF, MSSIF)

- ✓ Ces résultats confirment les résultats visuels présentés dans les figures 3.6-9

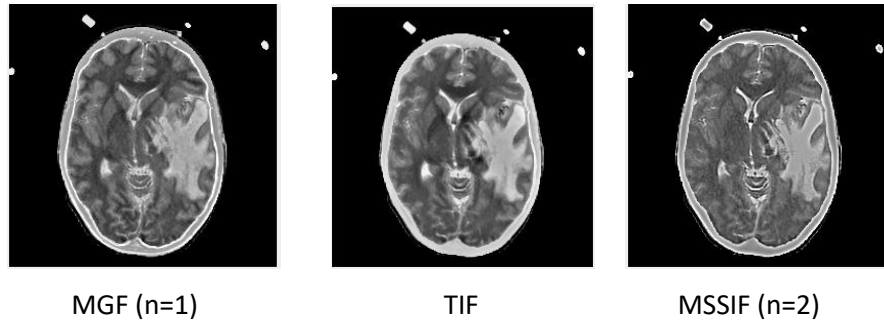


Figure 3.6: Fusion d'image par différentes méthodes pour le couple (A)

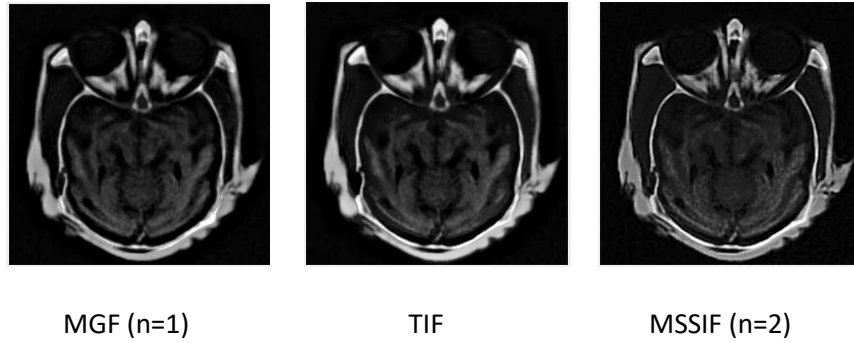


Figure 3.7: Fusion d'image par différentes méthodes pour le couple (B)

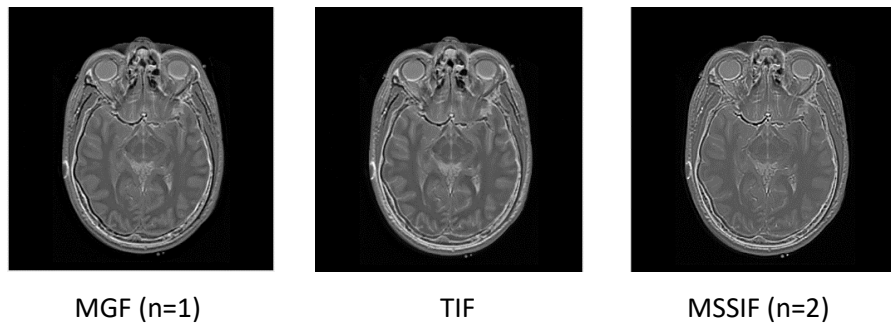


Figure 3.8: Fusion d'image par différents méthodes pour le couple (C)

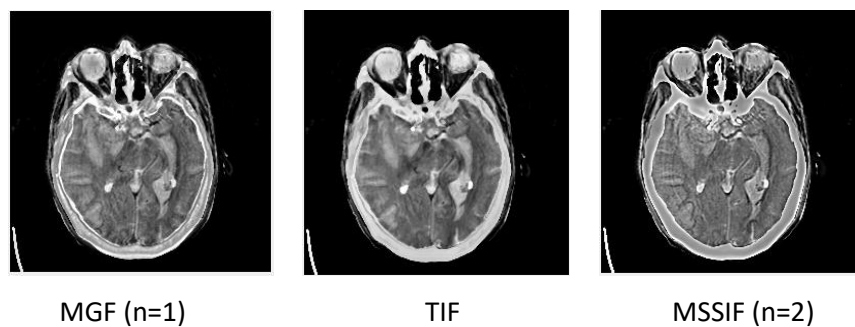


Figure 3.9: Fusion d'image par différentes méthodes pour le couple (D)

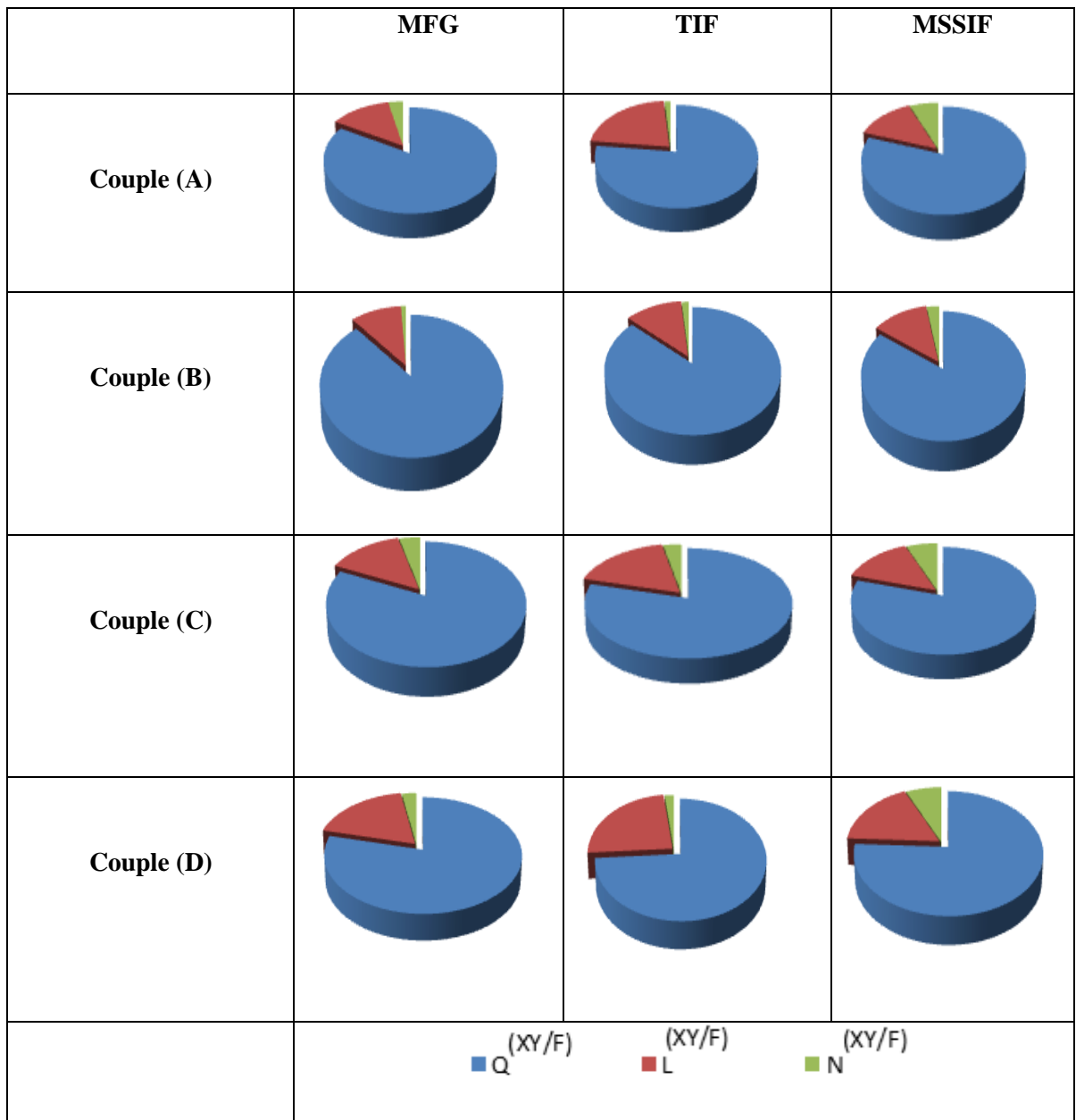


Figure 3.10: secteur graphique en 3D des trois paramètres statistiques obtenus par différentes méthodes de fusion pour les couples A, B, C et D

3.8. Application de la méthode MGF aux images couleurs

Après l'application de la méthode MGF sur des images aux niveaux de gris, on va l'appliquer sur des paires d'images médicales couleurs (IRM/TEP), (SPECT/CT) ou (SPECT/IRM) et les résultats de simulation sont illustrés dans le tableau 3.3 et les figures 3.11-14. Nous allons présenter dans ce tableau notre méthode MGFC appliqué sur les couples d'images (E, F, G, H) à différents niveaux des décompositions.

On remarque que la méthode MGFC sur les images couleurs donne des meilleurs résultats pour une décomposition sur quatre niveaux par rapport aux autres niveaux de décompositions pour toutes les paires d'images. Pour cinq niveaux de décomposition, on constate une perte d'information.

		Les paramètres statistiques		
Les couples	Niveaux	$Q^{XY/F}$	$L^{XY/F}$	$N^{XY/F}$
Couple E	N=1	0.7992	0.1742	0.0265
	N=2	0.8007	0.1709	0.0284
	N=3	0.8014	0.1695	0.0291
	N=4	0.8017	0.1687	0.0296
	N=5	0.0132	0.9863	0.0000
Couple F	N=1	0.9162	0.0653	0.0185
	N=2	0.9206	0.0595	0.0198
	N=3	0.9222	0.0570	0.0207
	N=4	0.9230	0.0558	0.0212
	N=5	0.0192	0.9808	0.0000
Couple G	N=1	0.8396	0.1381	0.0223
	N=2	0.8420	0.1331	0.0249
	N=3	0.8431	0.1307	0.0262
	N=4	0.8437	0.1295	0.0269
	N=5	0.0248	0.9752	0.0000
Couple H	N=1	0.9035	0.0792	0.0173
	N=2	0.9054	0.0760	0.0186
	N=3	0.9062	0.0745	0.0193
	N=4	0.9066	0.0735	0.0199
	N=5	0.0203	0.9797	0.0000

Tableau 3.4: Résultats de la fusion d'image avec différents niveaux de décomposition pour les paires d'image(E, F, G, H)

✓ Ces résultats confirment les résultats visuels présentés dans les figures suivants :

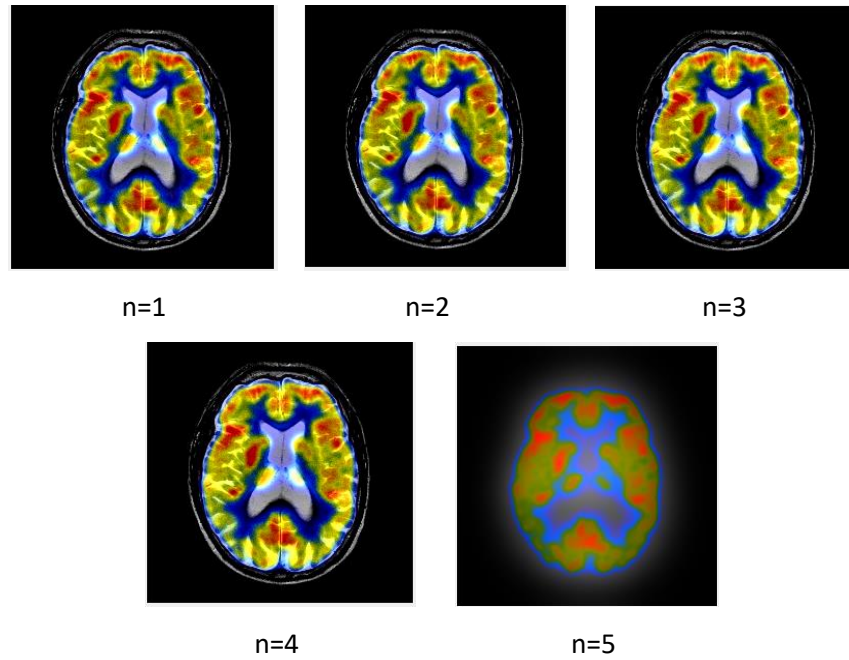


Figure 3.11: Fusion d'image avec différents niveaux de décomposition pour paires d'image (E)

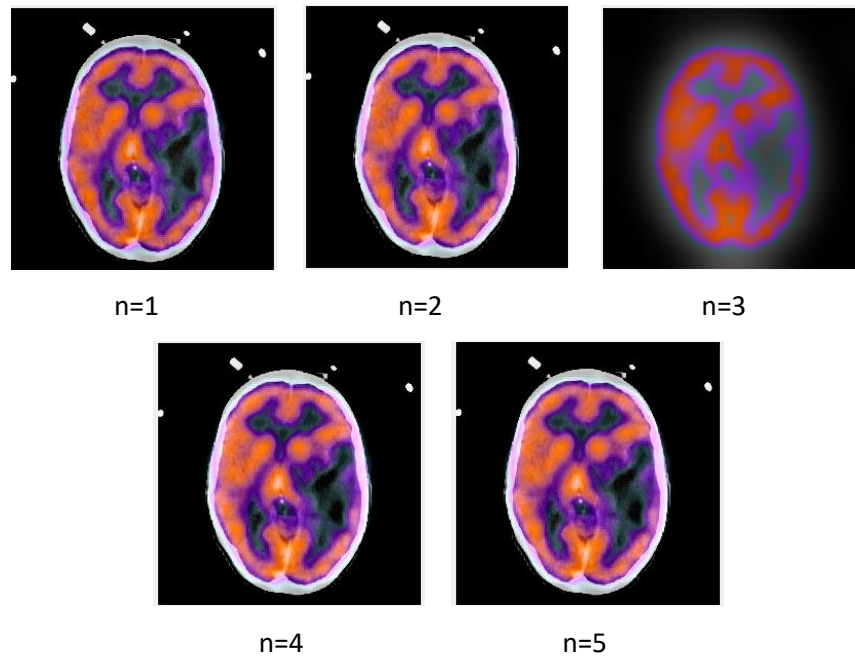


Figure 3.12: Fusion d'image avec différents niveaux de décomposition pour le couple (F)

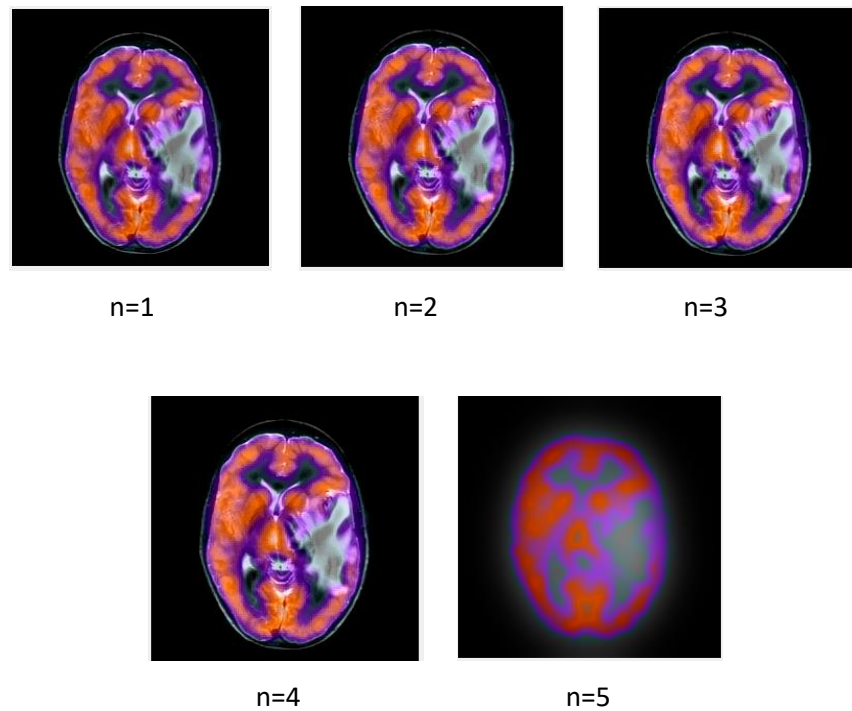


Figure 3.13: Fusion d'image avec différents niveaux de décomposition pour paires d'image (G)

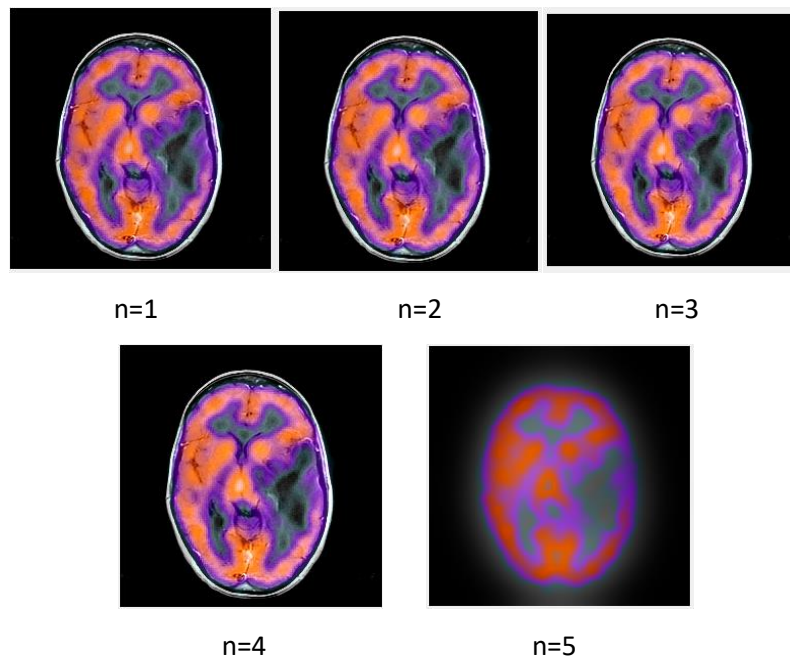


Figure 3.14: Fusion d'images avec différents niveaux de décomposition pour le couple (H)

3.9. Comparaison de la méthode MGFC avec TIF et MSSIF

Pour évaluer les performances de la méthode présentée, un grand nombre d'expériences ont été réalisées et la comparaison est faite avec les deux méthodes TIF et MSSIF. Les résultats de la comparaison sont résumés dans le tableau 3.4 et les figures 3.15-19.

Les couples	Méthode	Niveaux	Les paramètres statistiques		
			$Q^{XY/F}$	$L^{XY/F}$	$N^{XY/F}$
Couple E	MGF	N=4	0.8017	0.1687	0.0296
	TIF	N=1	0.7184	0.2560	0.0256
	MSSIF	N=1	0.6200	0.3772	0.0028
		N=2	0.7341	0.2185	0.0474
		N=3	0.6577	0.1560	0.1864
		N=4	0.5673	0.1254	0.3074
Couple F	MGF	N=4	0.9230	0.0558	0.0212
	TIF	N=1	0.8873	0.0971	0.0155
	MSSIF	N=1	0.8182	0.1792	0.0027
		N=2	0.8704	0.0880	0.0416
		N=3	0.7456	0.0536	0.2009
		N=4	0.5412	0.0373	0.4214
Couple G	MGF	N=4	0.8437	0.1295	0.0269
	TIF	N=1	0.7955	0.1831	0.0215
	MSSIF	N=1	0.7432	0.2539	0.0028
		N=2	0.8039	0.1345	0.0616
		N=3	0.7003	0.0879	0.2118
		N=4	0.6013	0.0672	0.3315
Couple H	MGF	N=4	0.9066	0.0735	0.0199
	TIF	N=1	0.8956	0.0912	0.0132
	MSSIF	N=1	0.8169	0.1789	0.0042
		N=2	0.8406	0.0922	0.0672
		N=3	0.6522	0.0600	0.2879
		N=4	0.5166	0.0445	0.4389

Tableau 4.3: Comparaison entre les différentes méthodes (MGF, TIF, MSSIF) sur les images couleurs

A partir ce tableau, la méthode MGF nous donne des meilleures valeurs dans la plupart des paramètres d'évaluation. Ces résultats confirment les résultats visuels présentés dans les figures 3.12-15.

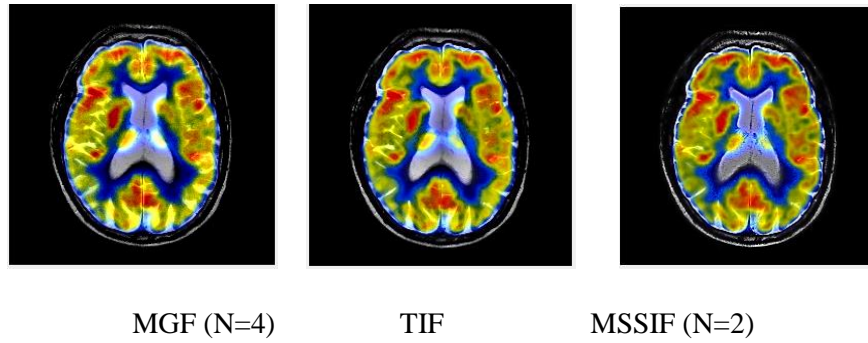


Figure 3.15: Fusion d'image par différentes méthodes pour paires d'image (E)

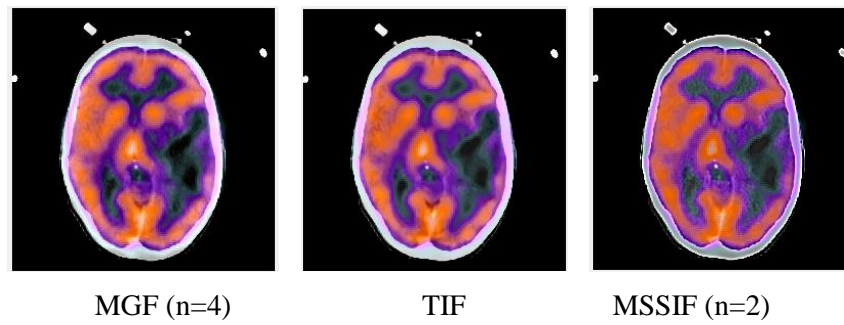


Figure 3.16: Fusion d'image par différentes méthodes pour paires d'image (F)

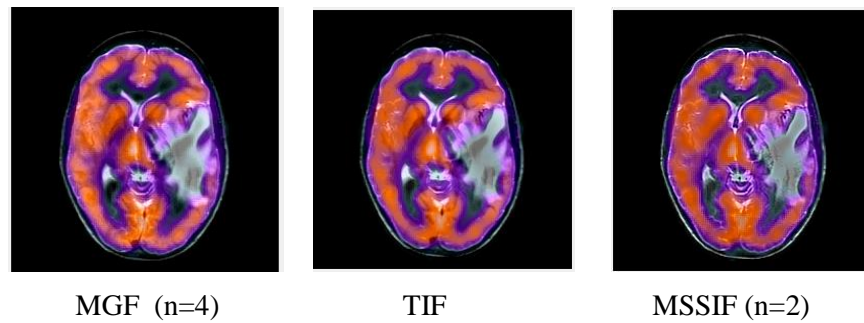


Figure 3.17: Fusion d'image par différents méthodes pour paires d'image (G)

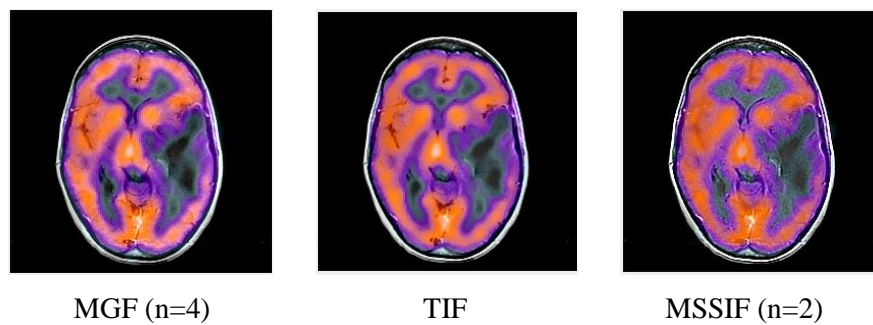


Figure 3.18: Fusion d'image par différentes méthodes pour paires d'image (H)

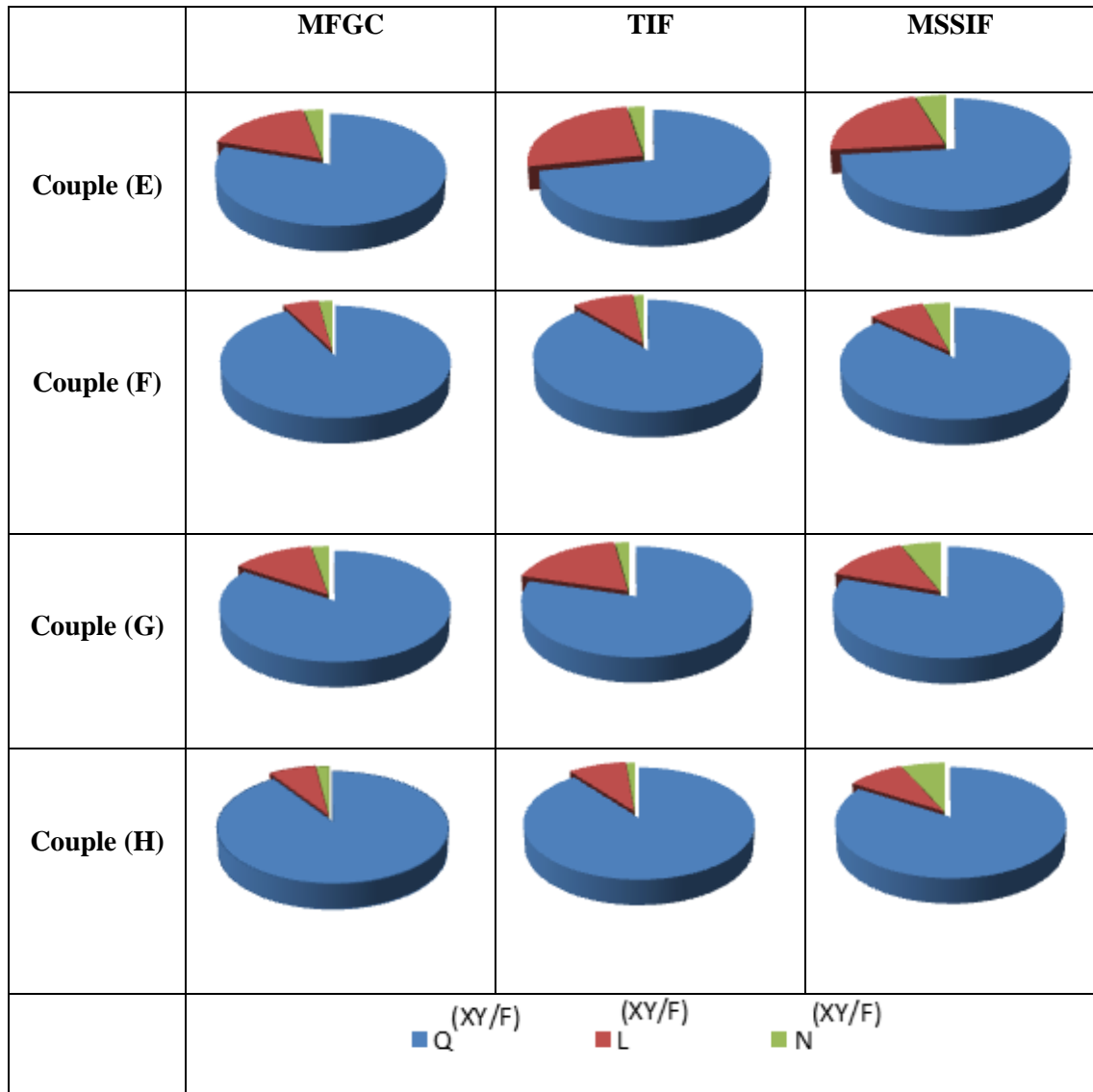


Figure 3.19: Secteur graphique en 3D des trois paramètres statistiques obtenus par différentes méthodes de Fusion pour les couples E, F, G, et H

3.10. Analyse des résultats obtenus

Donc d'après les résultats obtenus, on remarque que :

- Le premier niveau de décomposition donne des meilleurs résultats par rapport aux autres niveaux de décomposition pour les paires d'images en niveaux de gris (A), (B), (C).
- Le quatrième niveau de décomposition donne des meilleurs résultats par rapport aux autres niveaux de décomposition pour la paire (D).
- La méthode MGF se dégrade après la quatrième niveau de décomposition.

- La méthode MGFF donne des meilleurs résultats sur le quatrième niveau décomposition par rapport les autres niveaux décomposition pour les paires d'image couleur (E), (F), (G), (H).
- Sur toutes les paires d'image de la base de données utilisée, la méthode MGF donne des meilleurs résultats par rapport aux autres méthodes (TIF, MSSIF) pour le critère d'évaluation $Q^{XY/F}$.

3.11. Conclusion

Dans ce dernier chapitre qui consiste à l'implémentation de la méthode MGF sur des images médicales en niveaux de gris et des images couleur, nous avons obtenues des meilleurs résultats en fonction des paramètres d'évaluations avec une bonne qualité d'images ce qui permet au médecin de bien diagnostiquer la maladie.

Conclusion général

La fusion multimodale d'images est un sujet de grand intérêt dans le domaine de la vision par ordinateur et a des applications dans divers domaines tels que la surveillance et l'imagerie médicale. En imagerie médicale la fusion multimodale d'images est une étape importante car les différentes images utilisées offrent de l'information complémentaire et utile pour la planification du traitement d'un patient.

Dans ce travail nous sommes intéressés à la méthode MGF pour la fusion d'images médicales et plus particulièrement aux couples des images TDM/IRM, TDM/TEP et IRM/TEP, basé sur la décomposition d'images multi-échelle, la propriété de transfert de structure, la détection visuelle et la construction de carte de poids.

D'après les paramètres d'évaluation que nous avons utilisés (tableau III.2 et III.4), nous remarquons que l'utilisation de la méthode MGF présente des meilleur résultats par rapport aux autres méthodes TIF et MSSIF, avec une qualité d'image très bonne, plus particulièrement dans les contours qui sont lisses et assimilées.

Une extension a été également proposée pour la fusion d'images médicales couleurs.

Après l'application des méthodes proposées, nous avons conclu que nous pouvions compter sur elles comme méthode de fusion multimodale d'images.

Comme perspectives, nous envisageons de compléter ce travail en fusionnant plusieurs modalités (CT+IRM+PET) dans une seule image.

Référence

- [1] D. P. Bavirisetti, V. Kollu, X. Gang, and R. Dhuli, “Fusion of MRI and CT images using guided image filter and image statistics,” *Int. J. Imaging Syst. Technol.*, vol. 27, no. 3, pp. 227–237, 2017, doi: 10.1002/ima.22228.
- [2] B. Saadoune and MEKKI Ihsane, “FUSION HYBRIDE DES IMAGES MEDICALES PAR LA TRANSFORMEE EN BANDELETTE COUPLE AVEC LE PCNN,” université TELMCEN, 2017.
- [3] A. Boufar , Nassima, Taghribet, “L’ utilisation des systèmes auto-organisés pour analyser les images médicales,” Université oum-boughi 2016.
- [4] M. TICHEFAFI, Mahdi, BOUCHACHIA, “Fusion des images cérébrales par la transformée en ondelette discrète (DWT),” université Ain tèmouchent 2014.
- [5] M. MOKHTARI, “FUSION DES IMAGES MEDICALES PAR BANDELETTE Soutenu,” université Telmcen 2014.
- [6] O. D. E. Base and E. N. Imagerie, “Ours 2 : imagerie médicale,” vol. 2, no. 2, pp. 1–42, 1913.
- [7] A. Dogra, B. Goyal, and S. Agrawal, “Medical Image Fusion : A Brief Introduction,” vol. 11, no. September, pp. 1209–1214, 2018.
- [8] M. G. Djaouher, “Comparatif de méthodes avancées pour la fusion d’images satellites,” université ORAN 2015.
- [9] A. SOUALAH , Chahinez, DERDACH, “Méthodes de fusion d ’ images basée sur la détection de saillance visuelle,” université ouargla 2019.
- [10] B. Amina, “FUSION HYBRIDE DES IMAGES MDICALES,” université 2016.
- [11] S. Singh and R. Rajput, “A Comparative Study of Classification of Image Fusion Techniques,” vol. 3, no. 7, pp. 7350–7353, 2014.
- [12] B. Huang, F. Yang, M. Yin, X. Mo, and C. Zhong, “A Review of Multimodal Medical Image Fusion Techniques,” *Comput. Math. Methods Med.*, vol. 2020, 2020, doi: 10.1155/2020/8279342.
- [13] D. P. Bavirisetti, G. Xiao, J. Zhao, R. Dhuli, and G. Liu, “Multi-scale Guided Image and Video Fusion: A Fast and Efficient Approach,” *Circuits, Syst. Signal Process.*, vol.

38, no. 12, pp. 5576–5605, 2019, doi: 10.1007/s00034-019-01131-z.

- [14] S. Singh, “Multimodal neurological image fusion based on adaptive biological inspired neural model in nonsubsampling Shearlet domain,” no. September 2018, pp. 50–64, 2019, doi: 10.1002/ima.22294.
- [15] D. P. Bavirisetti and R. Dhuli, “Multi-focus image fusion using multi-scale image decomposition and saliency detection,” *Ain Shams Eng. J.*, vol. 9, no. 4, pp. 1103–1117, 2018, doi: 10.1016/j.asej.2016.06.011.

Résumé

En imagerie médicale utilisant différentes modalités telles que l'IRM, TDM et la TEP, les informations complémentaires d'un organe ciblé seront capturées. Toutes les informations nécessaires de ces deux modalités doivent être intégrées dans une seule image pour un meilleur diagnostic et traitement d'un patient. La fusion d'images est un processus de combinaison d'informations utiles ou complémentaires de plusieurs images en une seule image.

Dans notre projet de fin d'étude, nous avons étudié et implémenté une méthode de fusion simple et rapide basé sur un filtre d'image guidé (MGF). La méthode étudiée peut bien combiner des informations d'image source utiles dans l'image fusionnée supportée par la décomposition d'image multi-échelle, la propriété de transfert de structure, la détection visuelle de silence et la construction de la carte de poids. Les performances de fusion sont évaluées à la fois qualitativement et quantitativement. Les résultats obtenus sont comparés aux méthodes de fusion d'images récentes.

Les résultats ont montré que notre algorithme donne des performances supérieures.

Mots clé : IRM, CT, TEP, MGF, Fusion d'image.

Medical imaging used various method such as MRI, CT and PET, additional information for diagnostic and treatment the organ target. All the necessary information from these two methods have to integrated in one image only for given a better diagnosis and within digital health, Fusion image method is useful process for combining or complementary information from multi images into a single image.

In our thesis, we implemented simple and fast fusion algorithm based on a guided image filter, illustrated method could be combined sources image and information in fused image supported by multi-scale decomposition, structure transfer property, visual silence detection, and weight map construction. Fusion performance is evaluate by qualitatively and quantitatively. Then compared proposed method to traditional and image fusion recent methods. The results showed that our algorithm gives us effective performance.

Keywords: MRI, CT, PET, MGF, Image Fusion