



UNIVERSITE DE KASDI MERBAH OUARGLA



Faculté des nouvelles technologies de
l'information et communication

Département d'électronique et
Télécommunications

MASTER

Filière : Telecommunication

Spécialité : Système des Télécommunication

Présenté par :

Benzid Kenza - Zaatout Kheira

THEME :

**Fusion d'images médicales multimodales utilisant les
méthodes meta-heuristiques.**

juin 2023

Le jury :

Dr. A. Benchabane	MCA	Président	UKM Ouargla
Dr. I. Choaib	MCB	Examinatrice	UKM Ouargla
Dr. F. Charif	Prof.	Encadreur	UKM Ouargla
Dr. H.Dida	Doctorant	Co-encadreur	UKM Ouargla

Remerciements

Tout D'abord et avant tout, nous devons reconnaître nos remerciements illimités à Allah, le Magnifique, le Toujours-Reconnaissant à Allah, pour Son aide tout au long de notre carrière d'apprentissage. Nous sommes totalement sûrs que ce travail ne serait jamais devenu la vérité, sans Sa direction. Nous sommes reconnaissants à certaines personnes qui ont travaillé avec nous du début jusqu'à l'achèvement de la présente recherche en particulier notre encadreur F. Charif et notre co-encadreur M. DIDA Houdaifa, Nous apprécions leurs efforts avec nous. Nous remercions tous les enseignants du département d'électronique et des télécommunications. Nous adressons également nos remerciements à tous nos amis et collègues surtout ceux qui nous apportent un soutien moral, de la patience, un moment inoubliable et précieuse amitié. Enfin, nous tenons à remercier toutes nos familles pour leurs encouragements et un soutien inconditionnel.

Dédicaces

Kheira

Je tiens à dédier ce mémoire à mes chers parents ma mère et mon père, pour leur patience, leur amour, leur soutien et leurs encouragements tout au long de ce parcours. Leur présence et leur soutien inconditionnels ont été une source d'inspiration et de motivation pour moi. A mes très chers frères walid et aymen. A mas très chères sœur houda et donia et faten . A mes Je dédie également cette thèse aux lumière de ma vie mon cher mari A mes fils ,djinan et djaber A mes oncles et tantes zaatout et boukhata et beddiaf A mes chères neveux saja, asma et badr adin ,ghoufran. A toute ma famille, A tous mes amis A tous ceux qui me donnaient n'importe quel genre de soutien. À tous mes professeurs et à tous ceux qui ont participé dans l'exécution de ce modeste travail.Votre expertise, vos conseils et votre soutien ont été d'une importance cruciale dans la réalisation de ce mémoire.

Dédicaces

Kenza

Avec l'aide et les efforts de Dieu, c'est aujourd'hui la fin de mes études de premier cycle. Je tiens à dédier ce mémoire à mes chers parents, ma mère et mon père, pour leur patience, leur amour, leur soutien et leurs encouragements tout au long de ce parcours. Leur présence et leur soutien inconditionnels ont été une source d'inspiration et de motivation pour moi. A mes très chers frères Du plus grand au plus petit et leurs épouses. A ma chère soeur unique . Leur amour et leur soutien ont été essentiels pour moi pendant mes études. Je dédie également cette thèse à la lumière de ma vie Moussa , mon cher époux , son amour, sa compréhension et ses encouragements ont été ma force motrice tout au long de ce cheminement . J'adresse également mes à une famille, Ben zid et Ben kachrouda pour leur soutien et leur encouragement constants. Je n'oublie pas mes chers neveux Abdul Jalil, Ayoub, Ashraf, Anas et Israa et Rahaf . qui ont toujours été une source de joie et de bonheur dans ma vie. À toute ma famille, mes amis et toutes les personnes qui m'ont apporté un soutien de quelque nature que ce soit, je vous exprime ma reconnaissance. Votre présence et vos encouragements ont été d'une valeur inestimable pour moi. À tous mes professeurs et à tous ceux qui ont participé dans l'exécution de ce modeste travail. Votre expertise, vos conseils et votre soutien ont été d'une importance cruciale dans la réalisation de ce mémoire.

Résumé

Depuis l'émergence de fusion d'images, la recherche dans ce domaine a connu un développement rapide en raison de son importance et de ses applications dans de nombreux domaines. L'objectif principal de cette étude consiste à proposer une méthode performante pour réaliser la fusion d'images basée sur des algorithmes d'optimisation méta-heuristique, tels que le PSO, le BOA et l'hybride PSO/BOA. Nous avons également adopté une méthode efficace de fusion d'images multi modale en utilisant un filtre guidé. Notre approche a été appliquée aux images médicales ce qui permet de combiner des informations provenant de différentes technologies d'imagerie afin de faciliter le processus de diagnostic.

Mots clé : IRM, CT, TEP, GFDF, PSO , BOA

Abstract

Since the emergence of image fusion, research in this field has experienced rapid development due to its importance and applications in many fields. The main objective of this study is to propose a powerful method to perform image fusion based on meta-heuristic optimization algorithms, such as PSO, BOA and hybrid PSO/BOA. We also adopted an efficient method of multimodal image fusion using a guided filter. Our approach has been applied to medical images, which makes it possible to combine information from different imaging technologies to facilitate the diagnostic process.

Keywords : IRM, CT, TEP, GFDF, PSO , BOA

ملخص

منذ ظهور دمج الصور ، شهد البحث في هذا المجال تطوراً سريعاً نظراً لأهميته وتطبيقاته في العديد من المجالات. الهدف الرئيسي من هذه الدراسة هو اقتراح طريقة قوية لأداء اندماج الصور بناء على خوارزميات التحسين التلوي ، مثل خوارزمية التحسين بواسطة سرب الجسيمات وخوارزمية الفراشات والهجين بينهما. اعتمدنا أيضاً طريقة فعالة لدمج الصور متعدد الوسائط باستخدام مرشح موجه. تم تطبيق نهجنا على الصور الطبية ، مما يجعل من الممكن دمج المعلومات من تقنيات التصوير المختلفة لتسهيل عملية التشخيص.

الكلمات المفتاحية :

IRM, CT, TEP, GFDF, PSO , BOA

Table des matières

Remerciements	1
Dédicaces	2
Résumé	4
Liste des figures	9
Liste des Tableaux	11
Introduction générale	2
I Fusion d'images médicales	3
1.1 Introduction	3
1.2 Imagerie médicale	3
1.2.1 Définition	3
1.2.2 Les modalités d'Acquisition d'imagerie médicale	4
1.3 Fusion d'images	6
1.3.1 Définition	6
1.3.2 Catégories de la fusion d'images	8
1.3.3 Le niveau de la fusion d'images	8
1.3.4 Avantages et inconvénients de la fusion d'images	10
1.4 Évaluation	10
1.4.1 Métrique basée sur les bords Q_G	11
1.4.2 Métrique basée sur la congruence de phase Q_P	11
1.4.3 Métrique basée sur la perception humaine Q_{CB}	11
1.4.4 Métrique basée sur la similarité structurelle Q_Y :	12
1.4.5 Fonctionnalité métrique de qualité des informations mutuelles Q_{FMI} :	12
1.5 La méthode GFDF	13
1.5.1 Filtre guidé	14
1.5.2 Détection de la région de mise au point	15
1.5.3 Carte de decision initiale	16

1.5.4	Carte de decision finale	16
1.5.5	Le résultat fusionné	16
1.6	Remarque	17
1.7	Conclusion	17
II	Méthodes d'optimisation méta-heuristiques	18
2.1	Introduction	18
2.2	Méthodes d'optimisation	18
2.2.1	Heuristiques	19
2.2.2	Méta heuristiques	19
2.3	Algorithm d'optimisation par l'essaim particulaire (PSO)	20
2.3.1	Principe fondamental :	20
2.3.2	Avantages et inconvénients de PSO	21
2.4	Algorithm d'optimisation des papillons (BOA)	22
2.4.1	Comportement biologique et naturels	22
2.4.2	Parfum	23
2.4.3	Mouvement des papillons	23
2.4.4	Étapes de l'algorithme BOA	23
2.5	Algorithm hybride BOA avec PSO :	25
2.6	Conclusion :	26
III	Résultats et Interprétations	27
3.1	Introduction :	27
3.2	Méthode proposée :	27
3.3	Base des données :	28
3.4	Validation des methods	29
3.4.1	Analyse quantitative niveaux de gris	29
3.4.2	Analyse visuelle niveaux de gris	32
3.5	Fusion d'images couleurs	37
3.5.1	Analyse quantitative couleur	39
3.5.2	Analyse visuelle couleur	41
3.6	Conclusion	43
	Conclusion générale	44
	Bibliographie	45

Liste des figures

1.1	Les modalités de l'imagerie médicale.	4
1.2	Exemples d'une coupe d'IRM.	4
1.3	Exemples d'une coupe d' TDM.	5
1.4	Exemples d'une coupe d' TEP.	5
1.5	Exemples d'une coupe d' TEMP.	6
1.6	Exemple de fusion d'image.	7
1.7	Schéma général du processus de fusion d'images.	7
1.8	Le niveau de la fusion d'images.	8
1.9	Niveau pixel de la fusion d'images.	9
1.10	Niveau des fonctionnalités de la fusion d'images.	9
1.11	Niveau de décision de la fusion d'images.	10
1.12	Diagramme schématique de la méthode de fusion proposée	14
1.13	Problème de la méthode GFDF.	17
2.1	La classification générale des algorithmes d'optimisation.	19
2.2	Schéma de principe du déplacement d'une particule algorithme PSO.	21
2.3	Inspiration de BOA	22
2.4	Organisation sociale et comportement des papillons.	22
2.5	Etapes de l'algorithme d'optimisation papillon (BOA).	24
3.1	Illustre le principe de la simulation de fusion d'images.	27
3.2	Illustre le différents couples d'images utilises.	28
3.3	résultats de la Q_G	30
3.4	résultats de la Q_P	30
3.5	résultats de la Q_Y	31
3.6	résultats de la Q_{CB}	31
3.7	résultats de la Q_{FMI}	32
3.8	Résultats visuels pour la fusion d'images multimodal avec GFDF et PSO et BOA et hybride (PSO/BOA) du premier couple d'images (CT-I1 et MRI-I1).	33
3.9	Courbe de convergence de PSO pour la fusion d'images multimodal du premier couple d'images (CT-I1 et 010-MRI-I1).	33

3.10	Courbe de convergence de BOA pour la fusion d'images multimodal du premier couple d'images (CT-I1 et 010-MRI-I1).	34
3.11	Courbe de convergence de PSO/BOA pour la fusion d'images multimodal du premier couple d'images (CT-I1 et 010-MRI-I1).	34
3.12	Résultats visuels pour la fusion d'images multimodal avec GFDF et PSO et BOA et hybride (PSO/BOA) de la deuxième paire d'images (CT-I2 et MR-I2)	35
3.13	Courbe de convergence de PSO pour la fusion d'images multimodal de la deuxième paire d'images (CT-I2 et MR-I2).	36
3.14	Courbe de convergence de BOA pour la fusion d'images multimodal de la deuxième paire d'images (CT-I2 et MR-I2).	36
3.15	Courbe de convergence de PSO/BOA pour la fusion d'images multimodal de la deuxième paire d'images (CT-I2 et MR-I2).	37
3.16	Principe de la fusion d'images médicaux couleurs.	38
3.17	résultats de la Q_G par image couleur.	39
3.18	résultats de la Q_P par image couleur	40
3.19	résultats de la Q_Y par image couleur	40
3.20	résultats de la Q_{CB} par image couleur	41
3.21	résultats de la Q_{FMI} par image couleur	41
3.22	Résultats visuels pour la fusion d'images couleur multimodal avec GFDF et PSO et BOA et hybride (PSO/BOA) du premier couple d'images (MR-I1 et PET-I1).	42
3.23	Résultats visuels pour la fusion d'images couleur multimodal avec GFDF et PSO et BOA et hybride (PSO/BOA) de la deuxième paire d'images (MR-I2 et SPECT-I2).	42

Liste des Tableaux

3.1	Résultats d'analyse quantitative pour les images multi-modalités de la méthode GFDF et PSO et BOA et hybride BOA avec PSO pour les couples. .	29
3.2	Résultats d'analyse quantitative couleur pour les images couleur multi-modalités de la méthode GFDF et PSO et BOA et hybride (PSO/BOA) pour Les quatre couples.	39

GLOSSAIRE

BOA	Algorithme d'optimisation des papillons
GF	guidé Filtrage
GFDF	Fusion de détection de filtre guidée
HPSOBOA	Hybrid PSO-BOA
IRM	imagerie par Résonance Magnétique
PSO	Optimisation des essaims de particules
SPECT	Single Photon Emission Computed Tomography
TDM	Tomodensitométrie
TEP	Tomographie par Emission de Positron
TEMP	Tomographie par Emission de Mono-Photonique

Introduction générale

L'imagerie médicale est un ensemble de technique permettant de visualiser une partie de corps humain ou d'un organe et d'en conserver une image .Elle a pour objectif d'aider dans le diagnostic, en imagerie médical il y a différentes modalités telles que la Tomographie par Emission 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 . Néanmoins, ces techniques génèrent des images présentant des caractéristiques distinctes, et chaque modalité présente ses propres avantages et limitations. Cela peut rendre l'interprétation des images médicales complexe et complique le diagnostic. C'est pourquoi la fusion d'images médicales devient essentielle pour répondre aux besoins diagnostiques. La fusion d'images est un processus qui consiste à combiner les informations utiles et complémentaires provenant de plusieurs images sources en une seule image cohérente [1] . Effectivement, il existe plusieurs méthodes de fusion d'images multimodales, et chacune présente ses avantages et ses limitations propres. Le choix de la méthode appropriée dépend de l'application spécifique et des caractéristiques des images à fusionner. Parmi les différentes méthodes de fusion d'images, on trouve la méthode GFDF (Guided Filter-based Image Fusion) basée sur le filtre guide [2]. Cette méthode s'avère efficace pour la fusion d'images médicales. Cependant, elle nécessite la définition de trois paramètres clés. Pour obtenir les valeurs optimales de ces paramètres, il est souvent nécessaire d'explorer différentes plages de valeurs et d'évaluer la qualité des images fusionnées à l'aide de mesures objectives. Ce processus peut être long, mais il est essentiel pour obtenir les meilleures performances de la méthode de fusion. Dans cette étude, nous proposons d'utiliser des algorithmes méta-heuristiques tels que le PSO (Particle Swarm Optimization)[3], le BOA (Butterfly Optimization Algorithm)[4],et l'hybride PSO/BOA[5] ,pour déterminer les valeurs optimales de ces paramètres. Ces algorithmes sont efficaces pour résoudre des problèmes d'optimisation en recherchant de manière itérative des solutions et en explorant l'espace des solutions. Ils offrent ainsi la possibilité de trouver les combinaisons de paramètres qui conduisent à la meilleure qualité d'image fusionnée.

Le manuscrit est structuré en trois chapitres de la manière suivante :

Chapitre 1 : Généralités sur la Fusion d'images médicales. Ce chapitre présente les principales modalités d'imagerie médicale (IRM, TDM, TEP), ainsi que quelques concepts fondamentaux sur la fusion d'images. La méthode GFDF sera également abordée.

Chapitre 2 : Méthodes d'optimisation méta-heuristiques. Ce chapitre est consacré à la présentation des méthodes d'optimisation méta-heuristiques. Nous examinerons en détail trois méthodes spécifiques : le PSO, le BOA et l'hybride PSO/BOA.

Chapitre 3 : Résultats et interprétations. Ce dernier chapitre permet d'évaluer et de comparer les algorithmes étudiés, ainsi que les résultats de simulation, afin de réaliser une comparaison quantitative et visuelle.

Enfin, on termine ce travail par une conclusion générale.

Fusion d'images médicales

1.1 Introduction

Au cours des dernières décennies, les techniques d'imagerie médicale se sont développées rapidement et ont été largement utilisées dans le diagnostic et le traitement cliniques. Ces techniques fournissent diverses informations sur l'organe malade, par exemple la tomodensitométrie (CT) l'image fournit des informations sur les tissus durs tels que l'os structure, tandis que l'imagerie par résonance magnétique (IRM) l'image fournit des informations sur les substances molles [6]. Malgré les informations fournies par ces techniques pour diagnostiquer diverses maladies, le radiologue a toujours besoin d'une seule image de haute qualité qui contient les informations trouvées dans deux techniques d'imagerie. Cette image aide le radiologue dans un diagnostic rapide et efficace de l'organe malade. La fusion d'images est une technique efficace pour fournir une seule image qui combine des informations pour deux ou plusieurs images source.

La fusion d'images médicales multimodales est le processus de combine d'informations complémentaires de plus d'une technique dans une seule image pour faciliter le diagnostic de diverses maladies[7]. L'image médicale fusionnée a un rôle important en radiochirurgie et en chirurgie assistée par ordinateur. Dans ce chapitre on présentera l'imagerie médicale avec ses différentes Les modalités, puis on abordera la fusion d'image et ses étapes et le niveau et Applications différentes utilisées pour la fusion.

1.2 Imagerie médicale

1.2.1 Définition

Un groupe de procédures connues sous le nom d'imagerie médicale consiste à prendre des photos de diverses parties ou régions du corps. Il combine les méthodes de capture et de restauration d'images basées sur une variété de phénomènes physiques, y compris la résonance magnétique, la radioactivité, l'absorption et l'atténuation des rayons X, la réflexion ultrasonique, l'effet photoélectrique, etc [7].

1.2.2 Les modalités d'Acquisition d'imagerie médicale

Techniques de traitement d'images, par exemple, fusion d'images a accru son importance dans les médicaments actuels et avantages des services médicaux dans la fusion des services médicaux multimodale images, par exemple, CT et IRM, TEP, ...ect .pour extraire des données supplémentaires qui sont complémentaires. Dans Figure 1.1 : Les modalités de l'imagerie médicale.

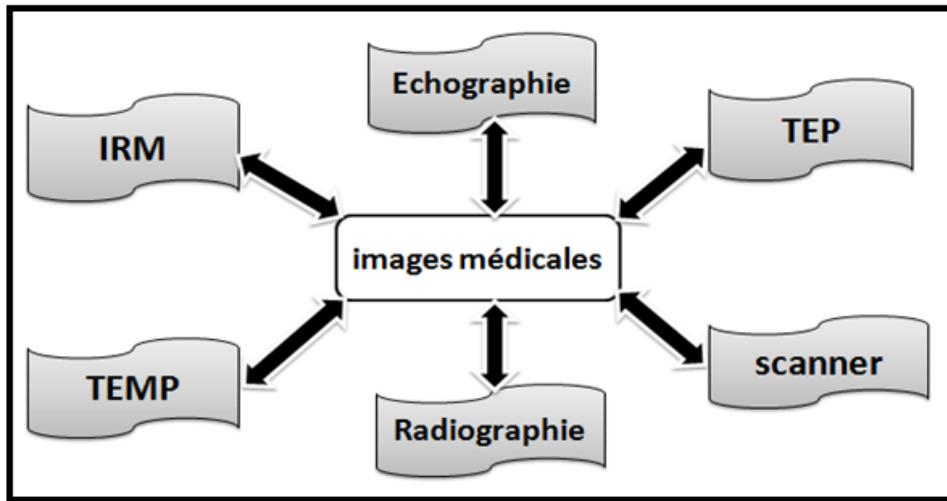


FIG. 1.1 – Les modalités de l'imagerie médicale.

- L'imagerie par résonance magnétique (IRM)

L'IRM ou Imagerie par résonance magnétique est l'une des techniques d'imagerie médicale les plus récentes. Elle permet en effet d'obtenir des images 2D ou 3D de certaines régions du corps et d'identifier, cet examen ne provoque aucune irradiation[8]. La figure 1.2 : présente un exemple d'image IRM.

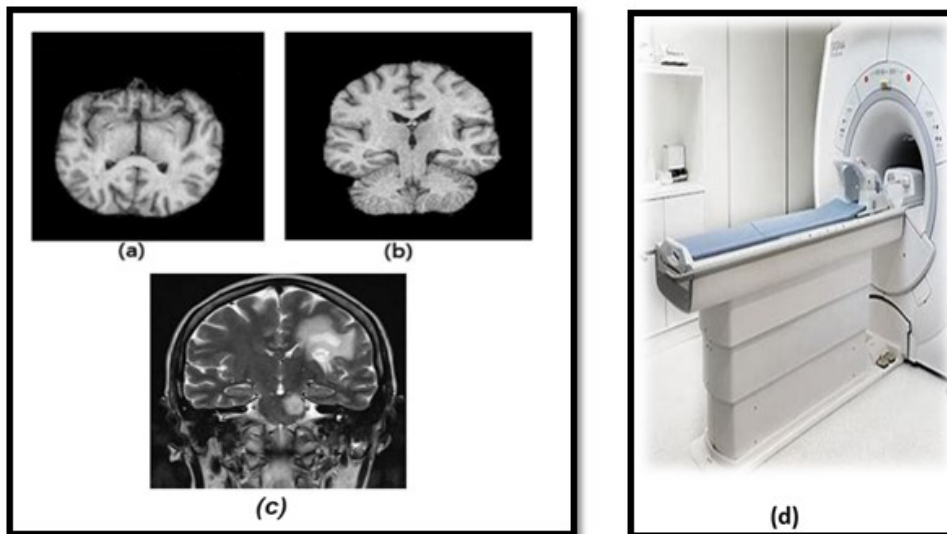


FIG. 1.2 – Exemples d'une coupe d'IRM.

- La tomodensitométrie ou scanner (TDM)

Le scanner ou tomodensitométrie (TDM) est un examen d'imagerie médicale qui aide au diagnostic du cancer, Un scanner permet d'obtenir des images précises de l'intérieur du corps grâce à l'utilisation de rayons X. Cet examen est utilisé pour examiner n'importe quelle partie du les organes corps (tels que le cerveau, le foie, les poumons, le pancréas) , L'appareil de scanner ressemble à un large anneau, dans lequel tourne un émetteur-récepteur de rayons X qui permet d'obtenir des images « en coupes » du corps humain[9]. La figure 1.3 : présente un exemple d'image TDM.

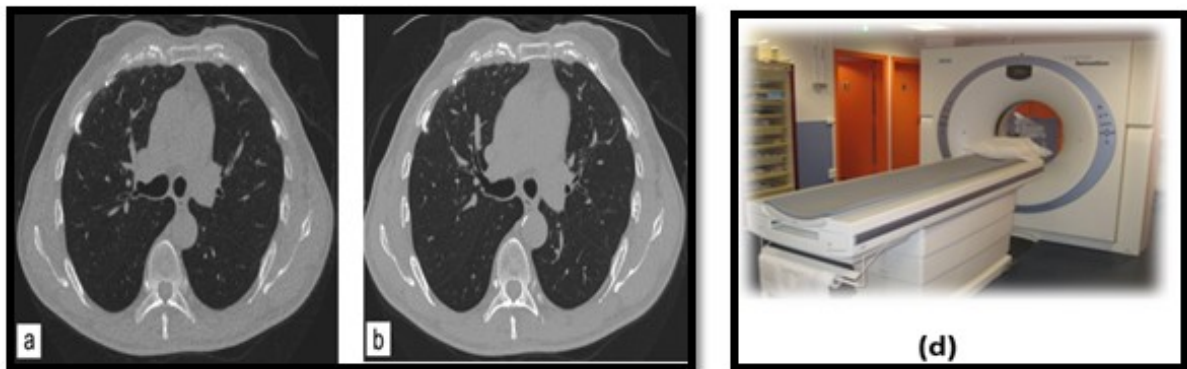


FIG. 1.3 – Exemples d'une coupe d' TDM.

- Tomographie par Emission de Positron (TEP)

La tomographie par émission de positons (TEP), dénommée PET « Positron Emission Tomography » en anglais, est une technique d'imagerie moléculaire fonctionnelle à haute sensibilité, et peut e cacement aide à caractériser le métabolisme du cancer du foie, à détecter les récives et à évaluer les résultats de la radiofréquence ou de la thérapie par ablation par micro-ondes, La TEP fournit une image précise de l'activité cellulaire à l'intérieur du tissu observé. Dans tous les cas, elle est réalisée en milieu hospitalier[10]. La figure 1.4 : présente un exemple d'image TEP.

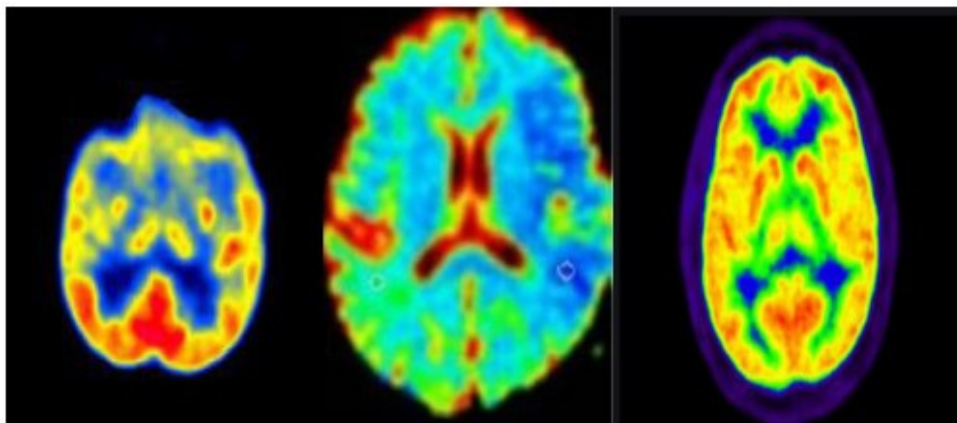


FIG. 1.4 – Exemples d'une coupe d' TEP.

- 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. 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, du cœur, etc[7]. La figure 1.5 : présente un exemple d'image TEMP.

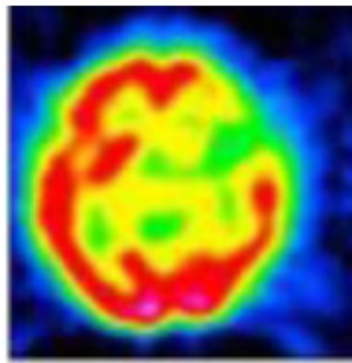


FIG. 1.5 – Exemples d'une coupe d' TEMP.

1.3 Fusion d'images

1.3.1 Définition

Le terme "fusion d'images" fait référence, en général, à l'acte d'utiliser un algorithme approprié pour intégrer deux ou plusieurs images distinctes en une seule nouvelle image. La fusion d'images vise à rassembler les informations complémentaires de diverses images pour créer une image unique, hautement informative, mieux adaptée aux tâches de traitement visuel humain et informatique. Cette méthode est particulièrement bien adaptée à la fusion d'images de plusieurs modalités [11] . Dans la figure 1.6 : une illustration de la fusion d'images.

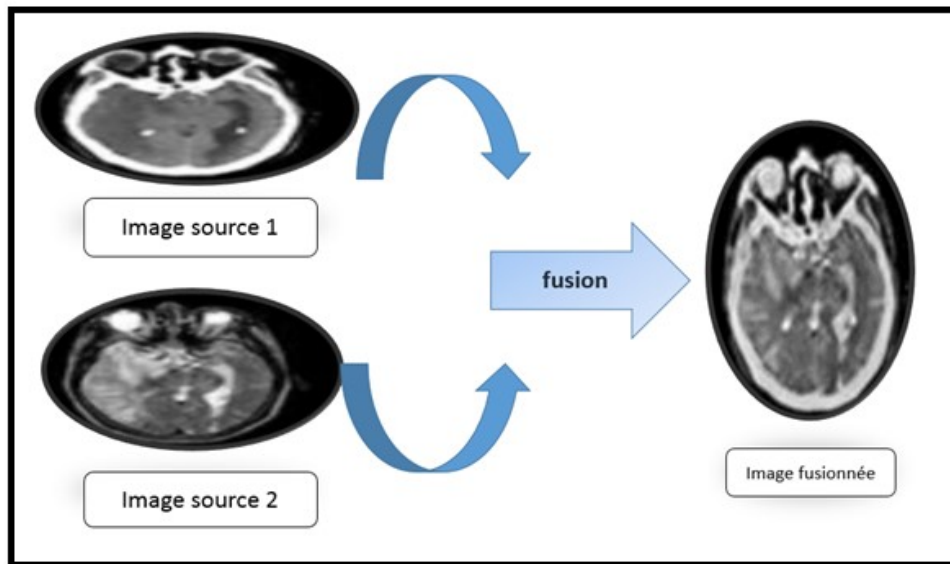


FIG. 1.6 – Exemple de fusion d'image.

Pour utiliser cette approche, le processus de fusion passe par plusieurs étapes clés,[12] qui sont les suivantes :

- Le recalage d'image
- Traitement de fusion
- Évaluation des performances
- Image fusionnée

La figure 1.7 : présente un Schéma général du processus de fusion d'images

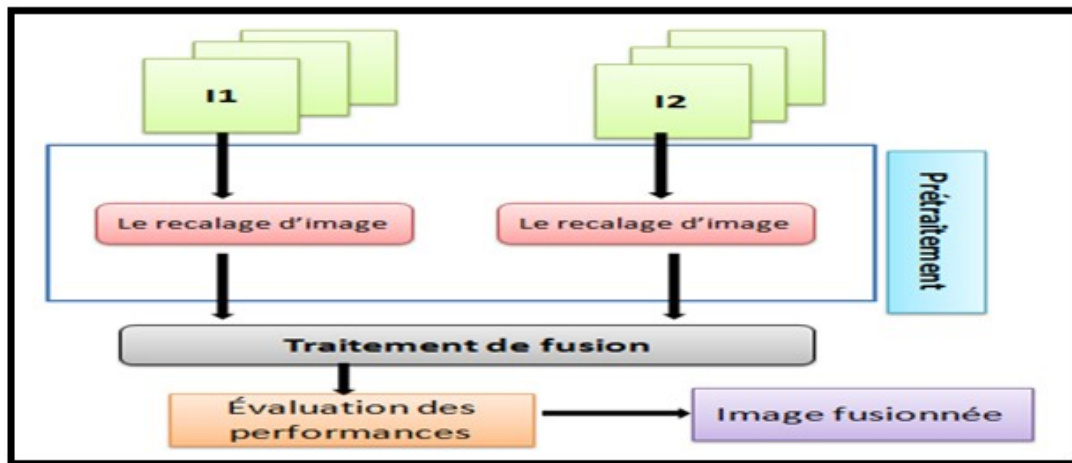


FIG. 1.7 – Schéma général du processus de fusion d'images.

1.3.2 Catégories de la fusion d'images

L'image d'entrée est acquise et fusionnée de différentes manières, telles que sous forme de multi-capteur, multi-temporel, multi-focus, multimodal et multivue[13].

- Fusion d'images multimodales :

Ce type de fusion intègre à la fois des informations complémentaires des images sources.

- Fusion d'images multi-capteurs :

Ce type de fusion intègre les images sources prises par divers capteurs.

- Fusion d'images multi-temporelles :

Ce type de fusion rejoint les images prises à diverses conditions avec un objectif final spécifique pour mélanger des images précises de articles qui n'ont pas été cassés dans le temps prévu.

- Fusion d'images multifocales :

Ce type de fusion d'images se contracte avec des scènes d'images amené de manière répétitive avec différentes longueurs centrales et en cela, les informations supplémentaires des images sources sont fusionnées.

- Fusion d'images multi-vues :

Ce type de fusion intègre les images d'une méthodologie similaire prises à la fois sous différents angles.

1.3.3 Le niveau de la fusion d'images

La fusion d'images est généralement effectuée à trois niveaux différents de représentation des informations ; ce sont le niveau de pixel, le niveau de fonctionnalité et le niveau de décision[14]. La figure 1.8 : présente un le niveau de la fusion d'images.

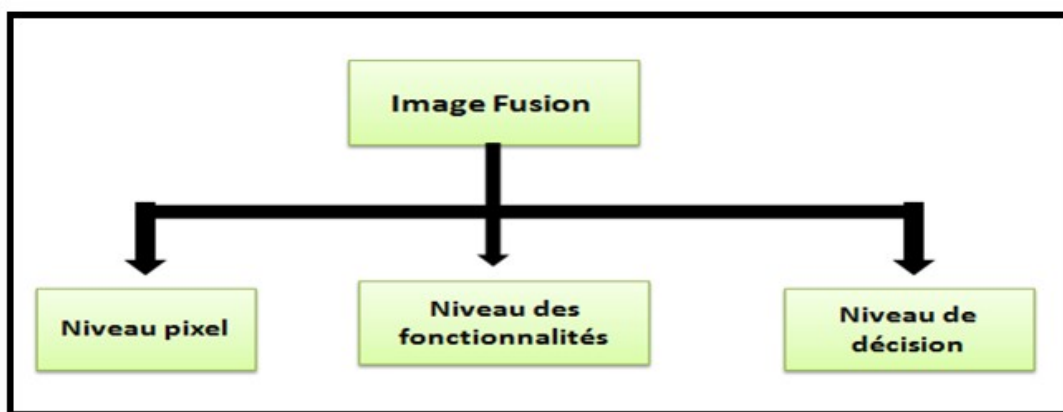


FIG. 1.8 – Le niveau de la fusion d'images.

- Niveau pixel :

Fusionner des images au niveau des pixels signifie effectuer une intégration à un niveau où les pixels sont le moins traités. Chaque pixel de l'image fusionnée est calculé à partir de pixels. La figure 1.9 : présente un niveau pixel de la fusion d'images

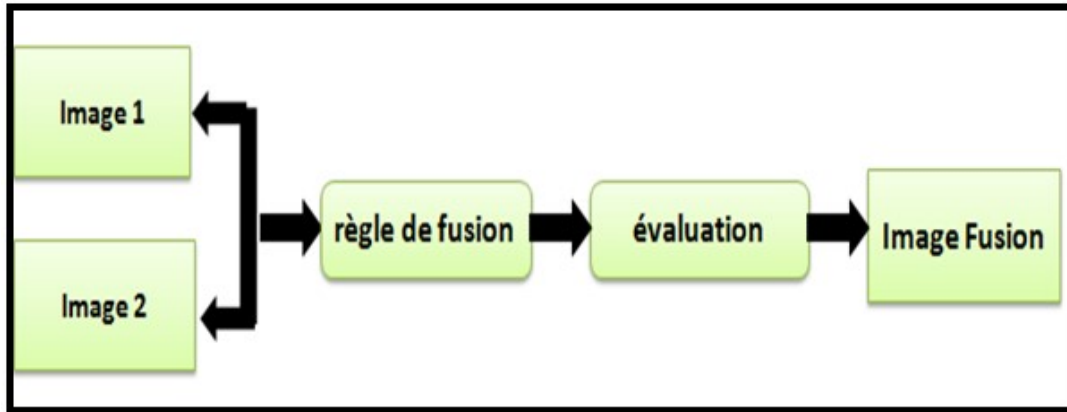


FIG. 1.9 – Niveau pixel de la fusion d'images.

- Niveau des fonctionnalités

La fusion au niveau des caractéristiques nécessite d'abord l'extraction des caractéristiques des images source (par exemple, la segmentation); la fusion a donc lieu sur la base de caractéristiques qui correspondent à certains critères de sélection. La figure 1.10 : présente un niveau des fonctionnalités de la fusion d'images.

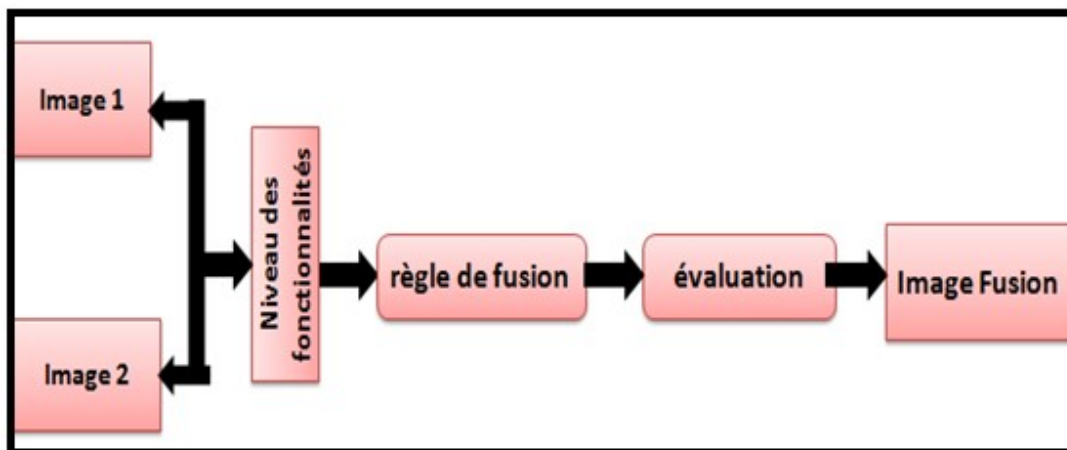


FIG. 1.10 – Niveau des fonctionnalités de la fusion d'images.

- Niveau de décision

Au niveau du symbole/au niveau de la décision, la sortie de la détection initiale de l'objet et la classification de l'image source sont mises en entrée de l'algorithme de fusion. La figure 1.11 : présente un niveau de décision de la fusion d'images.

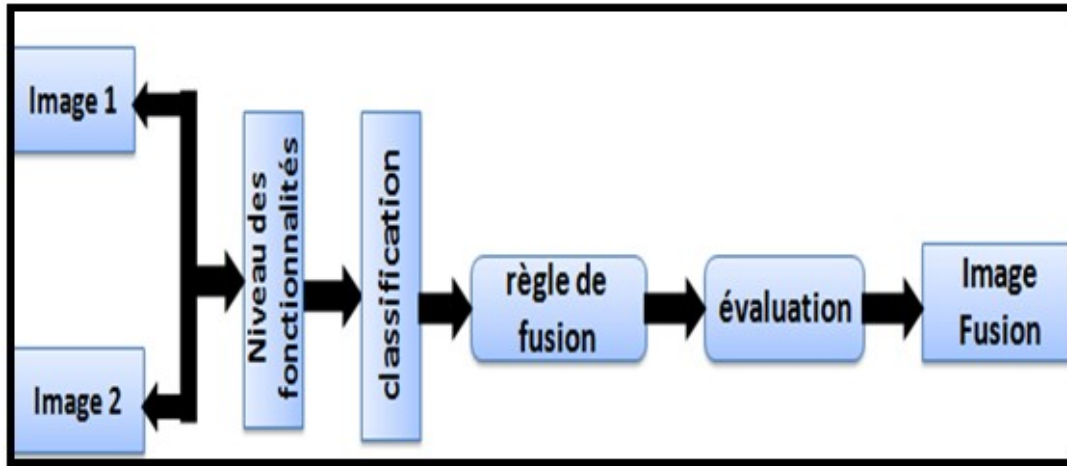


FIG. 1.11 – Niveau de décision de la fusion d'images.

Chaque algorithme de fusion d'images est exécuté à l'un de ces trois niveaux ou à la combinaison de ces niveaux. Notre algorithme se concentre sur un cadre qui combine les aspects de la fusion d'images au niveau des pixels et des caractéristiques.

1.3.4 Avantages et inconvénients de la fusion d'images

[12] :

- Avantages :

- Plus facile à interpréter.
- L'image fusionnée est vraie en couleur.
- Il a une haute résolution utilisée pour les images multi-échelles.
- Grâce à la fusion d'images, les images fusionnées sont améliorées dans le brouillard et la reconnaissance d'images.

- La fusion d'images maintient la capacité de lire les signes dans tous les domaines.
- La fusion d'images a réduit le stockage et la transmission des données.

- Inconvénients :

- Les images ont moins de capacité dans des conditions météorologiques défavorables,
- Pas facilement visible, c'est principalement dû à la caméra,
- La visualisation n'est pas effacée si les deux images source sont cliquées, cela donnera les pires performances.

- Dans ce processus, il existe d'énormes risques de perte de données.
- Il a besoin d'un entretien approprié.
- Le traitement des données est très lent lors de la fusion des images.

1.4 Évaluation

Pour fusion d'images, nous utilisons une gamme d'échelles d'évaluation telles que Q_G , Q_Y , Q_P , Q_{CB} et Q_{FMI} . Ces mesures d'évaluation sont présentées ci-dessous en détail[15][16][12].

1.4.1 Métrique basée sur les bords Q_G

L'indice basé sur le gradient Q_G évalue le succès de informations de bord transférées des images source vers l'image fusionnée. Q_G est défini comme suit.

$$Q_G = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (Q^{AF}(i,j)W^A(i,j) + Q^{BF}(i,j)W^B(i,j))}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (W^A(i,j) + W^B(i,j))} \quad (I.1)$$

Où

$$Q^{AF} = Q_g^{AF}(i,j)Q_0^{AF}(i,j) \quad (I.2)$$

Désigne ici la force des bords $Q_g^{AF}(i,j)$ et $Q_0^{AF}(i,j)$ valeurs de préservation de l'orientation spécifiques aux pixels (i, j), respectivement. Tandis que $W^A(i,j)$ représente le coefficient de pondération pour chaque bord qui montre l'importance de ce bord. Même définition pour $Q^{BF}(i,j)$ et $W^B(i,j)$. m et n sont la taille de l'image source. La valeur de Q_G est directement proportionnelle à la quantité de informations transférées, car plus la valeur de Q_G est élevée, plus la quantité de bord est importante informations transférées de l'image source à l'image fusionnée.

1.4.2 Métrique basée sur la congruence de phase Q_P

Cette mesure a été proposée par Zhao et al. basée sur la correspondance d'image, cette correspondance fournit une mesure absolue d'une caractéristique d'image pour déterminer une métrique d'évaluation. Q_P se compose de trois coefficients de corrélation de base pour mesurer la quantité d'informations de bord et d'angle transférées des images source à l'image fusionnée. A travers ces paramètres, cette échelle peut être définie comme suit :

$$Q_P = (P_P)^\alpha (P_m)^\beta (P_n)^\gamma \quad (I.3)$$

Où p, m et n désignent la congruence de phase, les moments maximum et minimum, respectivement.

1.4.3 Métrique basée sur la perception humaine Q_{CB}

Avec le modèle du système visuel humain, Chen et Blum ont proposé une métrique Q_{CB} basée sur la perception humaine, qui compare les caractéristiques de contraste des images sources avec celles de l'image fusionnée. La mesure est donnée comme suit : Dans un premier temps, la carte globale de qualité Q_{GQM} est calculée par :

$$Q_{GQM} = \lambda_A(Q_{AF}(i,j)) + \lambda_B(Q_{BF}(i,j)) \quad (I.4)$$

où $Q_{AF}(i,j)$ et $Q_{BF}(i,j)$ désignent les informations de contraste transférées de les images sources A et B à l'image fusionnée F, respectivement. λ_A et λ_B désignent les

cartes de saillance de $Q_{AF}(i, j)$ et $Q_{BF}(i, j)$ respectivement Q_{CB} peut être obtenu en calculant la moyenne de la carte globale de qualité Q_{GQM} :

$$Q_{CB} = \overline{Q_{GQM}} \quad (I.5)$$

Si Q_{CB} est plus grand, cela indique que l'image fusionnée conservera plus d'informations de contraste à partir des images source

1.4.4 Métrique basée sur la similarité structurelle Q_Y :

Yang et al. A proposé la mesure de similarité Q_Y qui repose principalement sur des informations structurelles sur le système visuel humain. Cette mesure est basée sur SSIM sur calculer le rapport de similarité entre les images, comme le montre l'équation suivante :

$$Q_Y = \begin{cases} \lambda(W)SSIM(A, F | (w)) + (1 - \lambda(W))SSIM(B, F | (w)); SSIM(A, B | (w)) \geq 0.75 \\ \max(SSIM(A, F | (w)), SSIM(B, F | (w))); SSIM(A, B | (w)) < 0.75 \end{cases} \quad (I.6)$$

Où :

$$\lambda(W) = \frac{S(A | (w))}{S(A | (w)) + S(B | (w))} \quad (I.7)$$

Ici w représente une fenêtre de taille, (w) est un poids local tandis que $S(A | (w))$ et $S(B | (w))$ sont la variance des images source A et E dans la fenêtre w , respectivement. $SSIM(A, F)$ et $SSIM(B, F)$ représente la carte SSIM calculée de manière glissante entre A et F. Pour deux images sources X et Y, la définition de la métrique de similarité structurelle SSIM mesure proposée par Wang et al. est donnée comme suit :

$$SSIM(X, Y) = \frac{(2\mu_X\mu_Y + C_1)(2\sigma_X\sigma_Y + C_2)}{(\mu_X^2 + \mu_Y^2 + C_1)(\sigma_X^2 + \sigma_Y^2 + C_2)} \quad (I.8)$$

1.4.5 Fonctionnalité métrique de qualité des informations mutuelles Q_{FMI} :

La métrique Q_{FMI} est une mesure quantitative utilisée dans le domaine de l'analyse d'images médicales pour évaluer la qualité des images médicales. C'est un rapport de deux mesures, où le numérateur représente le facteur de qualité Q_F et le dénominateur représente l'information mutuelle (MI) entre deux images.

Q_f est une mesure de la similarité entre deux images, basée sur la différence entre les intensités des pixels ou voxels correspondants dans les deux images. Plus la valeur Q_f est faible, plus les images sont différentes, ce qui indique une mauvaise qualité. Le MI mesure la quantité d'informations partagées entre deux images, indiquant le degré de corrélation ou de dépendance entre elles, comme le montre l'équation suivante :

$$MI(A, F) = H(A) + A(F) - H(A, F) \quad (I.9)$$

Où $H(A, F)$ est l'entropie conjointe entre A et F , et $H(A)$ et $H(F)$ sont l'entropie marginale de A et F , respectivement, et $MI(A, F)$ est l'information mutuelle entre l'image source A et l'image fusionnée F .

Plus la valeur Q_{FMI} est élevée, meilleure est la qualité des images, car cela indique une grande similarité et une forte corrélation entre elles. La métrique Q_{FMI} est largement utilisée pour comparer différentes techniques de traitement d'images et pour évaluer les performances des algorithmes d'imagerie médicale.

1.5 La méthode GFDF

Utilise la détection guidée de la région de mise au point basée sur un filtre pour la fusion d'images multifocales (nommée GFDF), dont le schéma est illustré à la Figure 1-12. Dans le but de l'illustrer, nous supposons que deux images sources sont déjà enregistrées. Entre-temps, le régime de fusion s'applique également à plus de deux fusions des images sources. On peut voir sur la figure 1-12 que le schéma de fusion comprend brièvement quatre étapes. Premièrement, le filtre moyen et l'opérateur de différence sont exploités pour obtenir les cartes de mise au point approximatives, qui sont ensuite affinées par filtre guidé pour générer des cartes de mise au point précises. Deuxièmement, une carte de décision initiale est obtenue par en prenant la règle du maximum pixel par pixel des cartes de mise au point raffinées correspondantes. Troisièmement, une première décision la carte est optimisée en une carte de décision finale à l'aide d'une stratégie de suppression de petites régions et d'un filtre guidé. Enfin, les images source sont fusionnées par la règle de moyenne pondérée par pixel avec la carte de décision finale, et le l'image résultante est obtenue.[2]

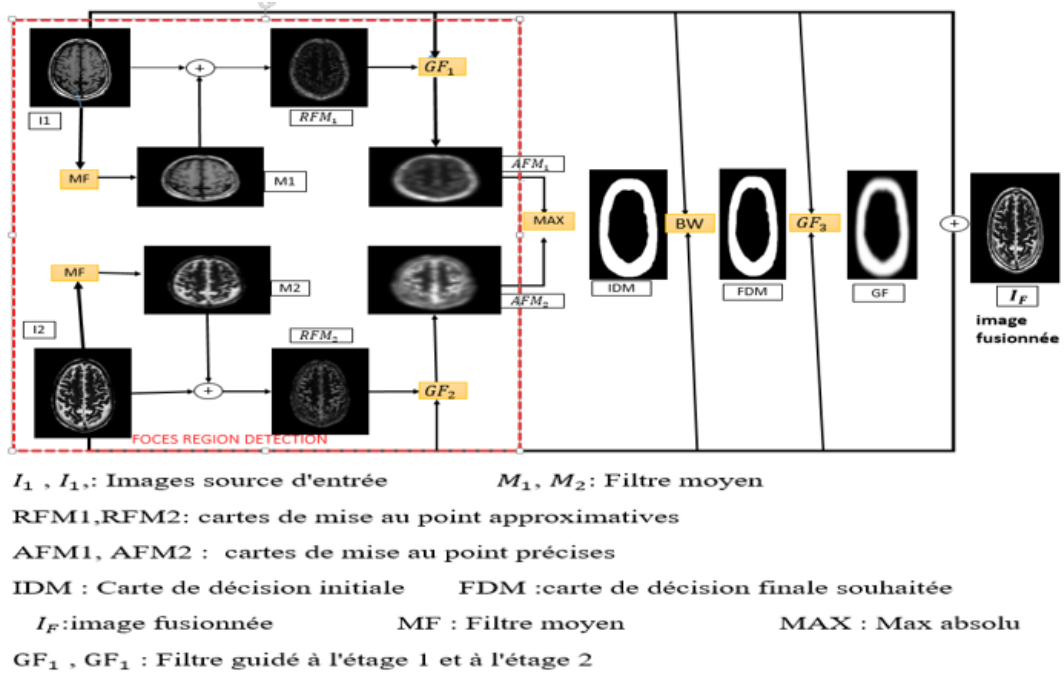


FIG. 1.12 – Diagramme schématique de la méthode de fusion proposée

1.5.1 Filtre guidé

Le filtre guidé est une technique de filtrage d'image sensible aux contours. Comme d'autres opérations de filtrage de voisinage, le filtrage d'image guidé calcule la valeur du pixel de sortie en prenant en considération les statistiques d'une région dans le voisinage spatial correspondant dans l'image guide. Les performances en mode transfert des structures peuvent être améliorées grâce au FG. On note l'image de guidage, l'image d'entrée de filtrage, et filtrage de l'image de sortie comme I , p et q respectivement. Le guidé filtre est piloté par un modèle linéaire local[17] :

$$q_i = a_k \cdot I_i + b_k, \forall i \in w_k, \quad (\text{I.10})$$

où i est l'indice d'un pixel, et k est l'indice d'un local fenêtre carrée w de rayon r . Compte tenu de l'entrée de filtrage image p , en minimisant l'erreur de reconstruction entre p et q donne :

$$m_l = \frac{\frac{1}{|w|} \sum_{i \in w_k} I_i p_i - \mu_k \bar{p}_k}{\sigma_k^2 + \varepsilon} \quad (\text{I.11})$$

$$b_k = \bar{p}_k - a_k \mu_k \quad (\text{I.12})$$

où μ_k et σ_k sont la moyenne et la variance de I dans la fenêtré k , et ε est un paramètre de régularisation contrôlant degré de douceur. La sortie de filtrage est calculée par :

$$q_i = \bar{a}_i I_i + \bar{b}_i \quad (\text{I.13})$$

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

1.5.2 Détection de la région de mise au point

Dans le système d'imagerie optique général, la fonction du système est un filtre passe-bas. La fonction système de la région floue (région de défocalisation) a une bande passante plus étroite que celle de la région claire (région de mise au point). Ainsi, dans le cas idéal, la région de mise au point a plus d'informations à haute fréquence que la région de défocalisation. Région ciblée La détection est une étape importante dans la fusion d'images multi-focus. Dans cette section, une nouvelle détection de région de mise au point une méthode basée sur un filtre moyen et un filtre guidé (MGF) est proposée, qui contient trois étapes comme suit :

Étape 1 : Le filtre moyen simple f_m est utilisé pour brouiller les images source I_1 et I_2 , et les images filtrées par la moyenne les images M_1 et M_2 sont générées, comme indiqué dans l'Equation. (I.14) et Equation. (I.15).

$$M_1(x, y) = I_1(x, y) * f_m \quad (\text{I.14})$$

$$M_2(x, y) = I_2(x, y) * f_m \quad (\text{I.15})$$

Étape 2 : par rapport à la région de mise au point de l'image source, la région correspondante de l'image filtrée moyenne sont floues. Les valeurs absolues de la différence entre les images sources et les images filtrées par la moyenne sont calculés et la partie des informations à haute fréquence est extraite pour générer des cartes de mise au point approximatives RFM_1 et RFM_2 , comme indiqué dans l'équation. (I.16) et éq. (I.17).

$$RFM_1(x, y) = |I_1(x, y) - M_1(x, y)| \quad (\text{I.16})$$

$$RFM_2(x, y) = |I_2(x, y) - M_2(x, y)| \quad (\text{I.17})$$

Où $||$ représente un opérateur absolu.

Étape 3 : En raison des informations haute fréquence dans l'image de guidage transférées vers l'image de sortie, les informations à haute fréquence des cartes de mise au point approximatives sont améliorées par un filtre guidé avec des images source servant d'image de guidage. Par conséquent, les cartes de mise au point approximatives RFM_1 et RFM_2 sont affinées par un filtre guidé avec I_1 et I_2 servant d'images de guidage, et les cartes de mise au point précises AFM_1 et AFM_2 sont obtenues, qui ont plus d'informa-

tions à haute fréquence que les cartes de mise au point approximatives, comme indiqué dans l'équation. (I.18) et éq. (I.19) :

$$AFM_1(x, y) = GF_{r_1, \varepsilon_1}(I_1(x, y), RFM_1(x, y)) \quad (I.18)$$

$$AFM_2(x, y) = GF_{r_2, \varepsilon_2}(I_2(x, y), RFM_2(x, y)) \quad (I.19)$$

Où $GF_{r, \varepsilon}(\)$ représente un opérateur de filtre guidé, r et ε sont les paramètres du filtre guidé.

1.5.3 Carte de décision initiale

La mesure de mise au point est définie, ce qui est un maximum pour la meilleure image focalisée et elle diminue généralement à mesure que la défocalisation augmente. Dans le domaine de la fusion d'images multifocales, les régions de focalisation des images sources doivent produire des mesures de focalisation maximales, les régions de défocalisation doivent produire des mesures de focalisation minimales dans contraste. AFM_1 et AFM_2 représentent la mesure de mise au point des images sources I_1 et I_2 , respectivement. Par conséquent, une carte de décision initiale est obtenue en prenant la règle du maximum pixel par pixel des cartes de mise au point précises AFM_1 et AFM_2 , comme indiqué dans l'équation. (I.20).

$$IDM(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{if } AFM_1(x, y) > AFM_2(x, y) \\ 0, & \text{sinon} \end{cases} \quad (I.20)$$

1.5.4 Carte de décision finale

Bien que la méthode de détection de région focalisée proposée soit efficace, certains pixels ne sont pas identifiés dans la carte de décision initiale IDM. Pour obtenir l'image fusionnée finale. une image de fusion idéale, un filtre guidé est à nouveau utilisé pour vérifier la cohérence spatiale avec l'image de fusion initiale I_{IF} servant d'images de guidage, et génère la carte de décision finale souhaitée FDM, comme indiqué dans l'équation. (I.22).

$$I_{IF}(x, y) = IDM(x, y)I_1(x, y) + (1 - IDM(x, y))I_2(x, y) \quad (I.21)$$

$$FDM = GF_{r_3, \varepsilon_3}(I_{IF}(x, y), IDM(x, y)) \quad (I.22)$$

1.5.5 Le résultat fusionné

Avec la carte de décision finale FDM, les images sources sont fusionnées par le pixel suivant règle de moyenne pondérée, et l'image fusionnée finale I_F est obtenue, comme indiqué dans l'équation. (I.23).

$$I_F(x, y) = FDM(x, y)I_1(x, y) + (1 - FDM(x, y))I_2(x, y) \quad (I.23)$$

1.6 Remarque

- La méthode GFDF est une approche efficace pour la fusion d'images médicale. Mais cette méthode comporte trois paramètres clés à définir, la taille du filtre moyenneur w , le paramètre r et le facteur de régularisation du filtre guidé ε .

- Pour déterminer les valeurs optimales de ces paramètres, il est souvent nécessaire d'effectuer une exploration des paramètres sur une plage de valeurs et d'évaluer la qualité des images fusionnées à l'aide de mesures objectives.

- Ce processus peut être long, mais il est nécessaire pour obtenir des performances optimales de la méthode de fusion.

- Pour déterminer les valeurs optimales de ces paramètres, on propose d'utiliser des algorithmes méta heuristiques Comme PSO et BOA. La figure 1.13 : présente un problème de la méthode GFDF.

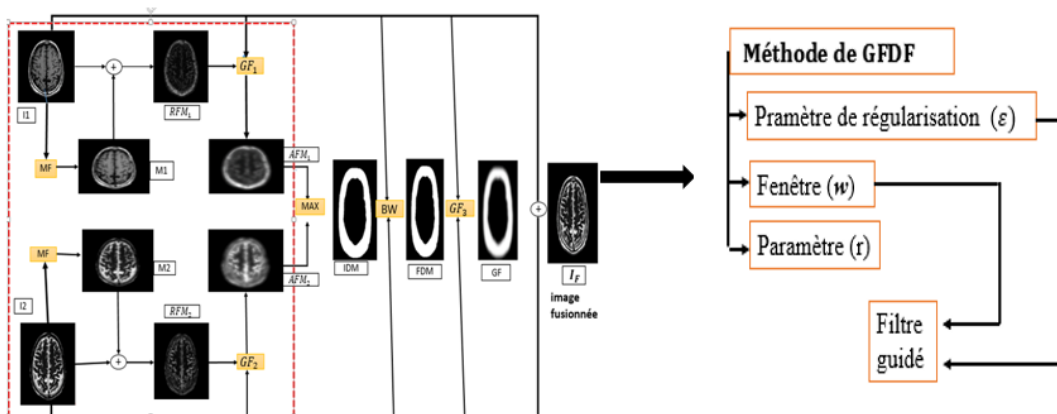


FIG. 1.13 – Problème de la méthode GFDF.

1.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé un tour d'horizon de concept de base fusion d'images est un processus complexe car constitué de nombreuses phases interdépendantes, C'est pourquoi cette technique est un automatique plus difficile lorsqu'il s'agit d'appréhender qu'elle n'existe pas avec la procédure de fusion universelle. La qualité des images de fusion présentées par les cliniciens dépend du choix des techniques associées à chacune des étapes de la fusion, ces associations ont donc pour mais de compléter les lacunes propres à chaque modalité. Elle permet d'améliorer le diagnostic. Dans le chapitre suivant on va montrer les deux algorithmes pour la fusion des images médicales est « PSO » et « BOA » et « hybride PSOBOA » en utilisant filtre guide.

Méthodes d'optimisation méta-heuristiques

2.1 Introduction

Lors de la résolution d'un problème spécifique, l'optimisation est le processus de recherche de la solution optimale, parmi un ensemble de processus autorisés (appelé espace de recherche). Puisqu'il existe de nombreux types de problèmes d'optimisation, le développement de techniques pour les résoudre est depuis longtemps un domaine de recherche important. Une nouvelle catégorie de méthodes appelées méta-heuristiques est apparue à la suite de recherches dans le domaine des méthodes approchées, où plusieurs techniques d'optimisation méta-heuristiques se disputent la meilleure solution. Dans ce chapitre nous allons présenter méthodes méta-heuristiques proposée pour la fusion d'images médicales en utiliser des algorithmes « PSO » et « BOA » et « hybride PSOBOA ». Les résultats des essais expérimentaux seront ensuite exposés et discutés, aboutissant à une étude comparative avec d'autres travaux réalisés dans le même contexte, et la biométrie basé sur de guidé de filtre.[18]

2.2 Méthodes d'optimisation

Généralement, l'optimisation fait partie de la nature. Toute décision que nous prenons pour résoudre un problème peut être considérée comme une tentative de résoudre une situation optimale ou quasi optimale. Ainsi, tout problème lié à l'amélioration peut être considéré comme un problème de prise de décision, et la question dans ce cas est de savoir s'il existe une meilleure solution à ce problème que celle que nous avons trouvée ou non. En d'autres termes, l'optimisation consiste à trouver la meilleure solution possible pour améliorer les performances du système en question.

Les algorithmes d'optimisation peuvent être classés en trois catégories : les algorithmes déterministes qui utilisent les caractéristiques analytiques du problème pour créer une sé-

rie de points qui convergent finalement vers une solution optimale globale, les algorithmes stochastiques dans lesquels la recherche de la solution optimale implique le hasard de manière constructive, et les algorithmes hybrides qui sont un mélange d'algorithmes déterministes et stochastiques[12]. La figure 2-1 illustre les catégories de cette classification.

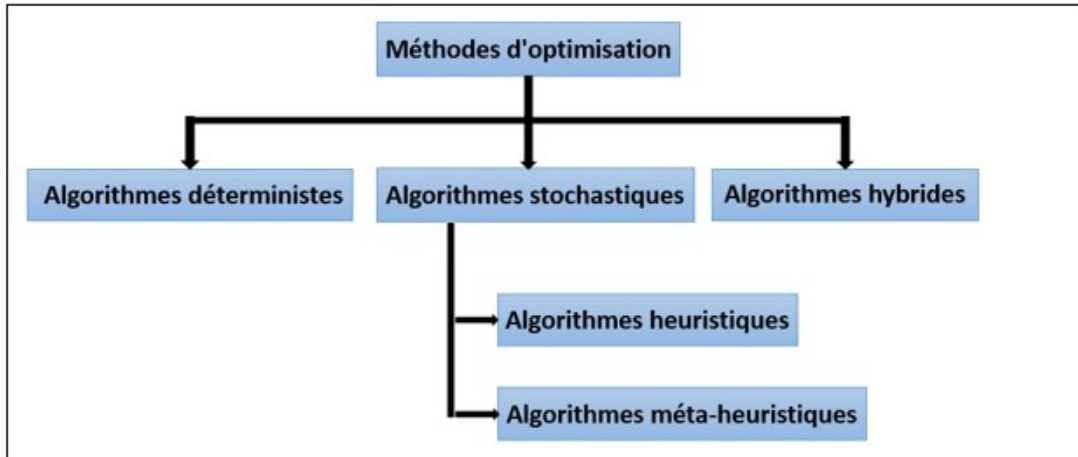


FIG. 2.1 – La classification générale des algorithmes d'optimisation.

2.2.1 Heuristiques

Le mot "heuristique" signifie "trouver" et vient du verbe grec heuriskêin. Contrairement à l'algorithme précis, qui fournit la meilleure réponse à un certain problème. Pour un problème d'optimisation difficile, l'algorithme heuristique propose rapidement une solution approximative viable mais pas toujours idéale.[18]

2.2.2 Méta heuristiques

Méta heuristiques sont une classe d'algorithmes d'auto-apprentissage intelligents permettant de trouver des solutions quasi optimales à des problèmes d'optimisation difficiles. Les méta-heuristiques peuvent être des paradigmes inspirés de la nature, des algorithmes stochastiques ou probabilistes. La recherche et l'optimisation basées sur la méta-heuristique sont largement utilisées pour la prise de décision et la résolution de problèmes entièrement automatisées[19].

Caractéristiques des méta-heuristiques :

- Les méta-heuristiques sont des stratégies utilisées pour guider la recherche d'une solution.
- Le but visé par les méta heuristiques est d'explorer l'espace de recherche efficace afin de déterminer des points (presque) optimaux.
- Les techniques qui constituent des algorithmes de type méta heuristique vont de la simple procédure de recherche locale à des processus d'apprentissage complexes.

- Les méta-heuristiques peuvent contenir des mécanismes qui permettent d'éviter d'être bloqués dans des régions de l'espace de recherche.
- Contrairement à la plupart des méthodes classiques, la méta-heuristique ne nécessite aucune information sur le gradient et peut donc être utilisée avec des fonctions objectives non analytiques, en boîte noire ou base sur la simulation.[19]

2.3 Algorithm d'optimisation par l'essaim particulaire (PSO)

Particle Swarm Optimization (PSO) est un algorithme bio-inspiré. Il est basé sur les principes d'auto-organisation qui permettent à un groupe d'organismes vivants d'agir ensemble dans un de manière complexe, L'PSO est populaire en raison de sa simplicité de mise en œuvre et de son capacité de converger rapidement vers une solution raisonnablement acceptable.[20]

2.3.1 Principe fondamental :

L'algorithme PSO est basé sur l'essaim d'oiseaux se déplaçant pour la recherche de nourriture dans un espace de recherche. La position et la vitesse sont les caractéristiques importantes du PSO, qui sont utilisées pour trouver la valeur optimale.

Chaque individu est appelé une particule, et chaque particule est d'abord initialisée avec une position aléatoire et vitesse dans l'espace de recherche.[3] La position de la meilleure particule globale dans la solution optimale est comme suit :

$$v_i^{t+1} = w.v_i^t + c_1.rand_1(p_{meilleure} - x_i^t) + c_2.rand_2(g_{meilleure} - x_i^t) \quad (II.1)$$

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \quad (II.2)$$

Où v_i^{t+1} et v^{t+1} représentent la vitesse de la ième particule au nombre d'itération (t) et (t+1). Habituellement $c_1 = c_2 = 2$, $rand_1$ et $rand_2$ sont les nombres aléatoires de (0,1). Le w peut être calculé comme suit :

$$w(t) = w^{max} - \frac{(w^{max} - w^{min}).T_i}{T_{max}} \quad (II.3)$$

Où $w^{max} = 0,9$ et $w^{min} = 0,2$, et T_{max} représente le nombre maximal d'itérations. La figure 2-2 illustre Schéma de principe du déplacement d'une particule algorithme PSO.

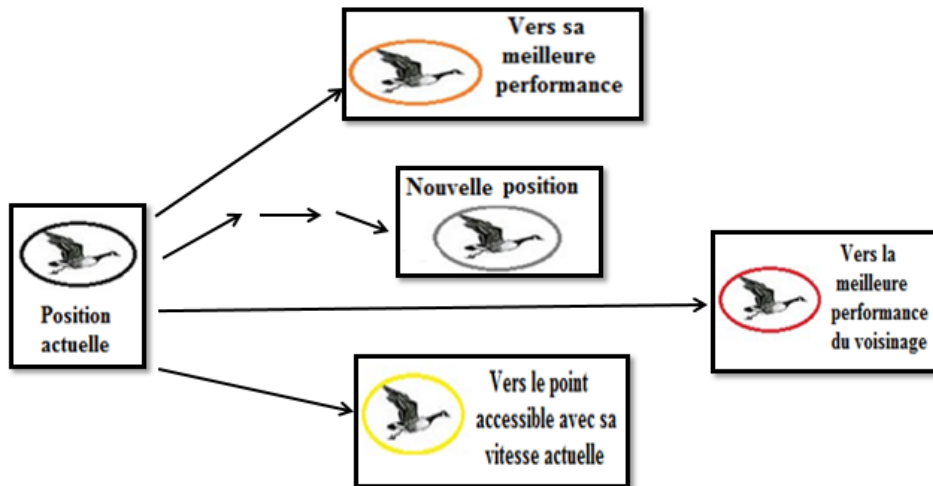


FIG. 2.2 – Schéma de principe du déplacement d'une particule algorithmme PSO.

L'algorithme de PSO est basé sur quatre éléments principaux pour chaque particule : [12]

- D'une position, d'une particule dans l'ensemble de définition.
- D'une vitesse qui permet à la particule de se déplacer dans l'espace de recherche.
- D'un voisinage, c'est-à-dire un ensemble de particules qui interagissent directement sur la particule, en particulier celle qui a le meilleur critère.
- La fonction objective (fitness) qui permet d'évaluer la particule afin de calculer sa meilleure position et ma meilleure position du groupe.

2.3.2 Avantages et inconvénients de PSO

- Avantages :
 1. PSO peut être facilement implémenté et elle ne contient que peu de paramètres à ajuster.
 2. Il est plus efficace en maintenance de la diversité de l'essaim.
 3. Parallélisme facile pour les traitements simultanés.
 4. Très peu de paramètres de l'algorithme.
 5. Algorithme de recherche global très efficace.
- Inconvénients : :
 1. Tendance à une convergence rapide et prématurée en milieu Optimum.
 2. Choix des paramètres d'optimisation, ces derniers sont le plus souvent spécifiques pour chaque type de problème

2.4 Algorithme d'optimisation des papillons (BOA)

L'algorithme d'optimisation des papillons (BOA) est l'un des nouveaux algorithmes d'optimisation méta-heuristique inspirés de la nature, la méthode et le concept de cet algorithme ont été proposés en première lors de la conférence internationale de 2015, qui simule les capacités de recherche de nourriture des papillons biologiques et le comportement d'accouplement des papillons.[4] La figure 2.3 : illustre inspiration de BOA

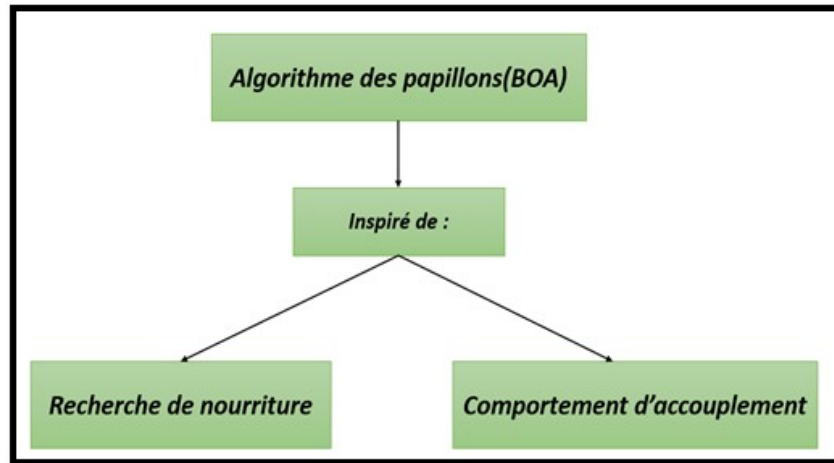


FIG. 2.3 – Inspiration de BOA

2.4.1 Comportement biologique et naturels

Le sens le plus vital d'un papillon est l'odorat puisqu'il aide à la découverte du nectar, qui lui sert de nourriture. Afin de trouver des sources de nectar, les papillons utilisent en grande partie des récepteurs sensoriels impliqués dans l'odorat. Les chimiorécepteurs sont des cellules nerveuses présentes à la surface du corps du papillon. Ces récepteurs chimiques sont utilisés par le papillon pour sélectionner le partenaire idéal.[4]

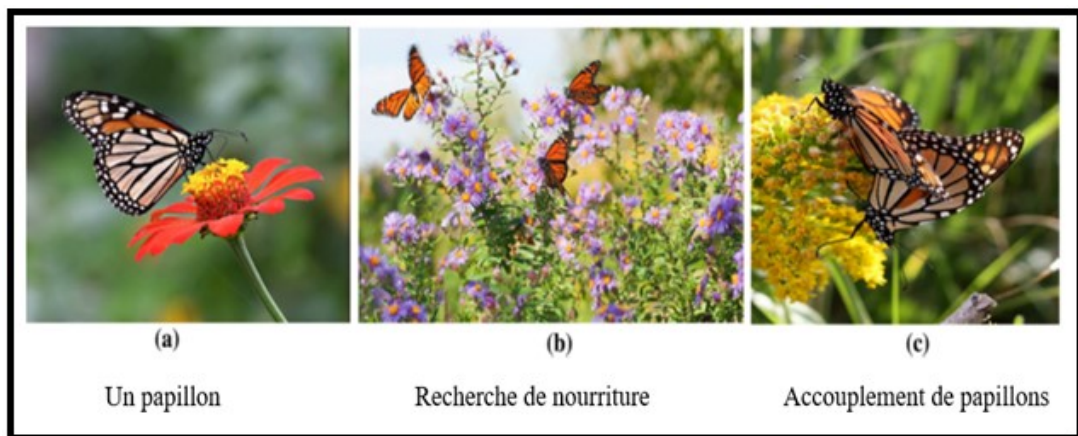


FIG. 2.4 – Organisation sociale et comportement des papillons.

2.4.2 Parfum

L'arôme que dégagent les papillons change de force lorsqu'ils volent d'un endroit à un autre. Ce parfum dirige le mouvement des agents de recherche (papillons) dans l'algorithme BOA. Si un certain papillon est incapable de reconnaître le parfum d'un papillon, Un autre papillon ira vers un nouvel emplacement choisi au hasard à l'intérieur de l'espace de recherche et participera à l'exploitation (recherche locale). Certains papillons ont un mécanisme de recherche mondial appelé exploration qui leur permet de détecter l'odeur du meilleur papillon et d'avancer dans sa direction.[4]

Le parfum est défini en fonction de l'intensité du stimulus comme suit :

$$f_i = cI^a \quad (\text{II.4})$$

f_i : est le volume du parfum émis par un papillon donné.

c : est la modalité sensorielle.

I : est l'intensité du stimulus du parfum émis par le papillon

a : est l'exposant de puissance qui dépend de la modalité sensorielle avec ses valeurs sur la plage $[0, 1]$

Où :

- Si $a = 1$: signifie qu'un papillon voisin peut sentir le parfum complet. C'est le cas dans un environnement idéal, il n'y a pas d'absorption de parfum par l'espace environnant.
- Si $a = 0$: le parfum généré par un seul papillon ne peut être ressenti par aucun autre papillon.

2.4.3 Mouvement des papillons

Les mouvements de papillon sont exécutés en trois étapes. - Tous les papillons sont censés dégager une odeur qui attire les autres papillons.

- Chaque papillon se déplacera au hasard ou vers le meilleur papillon émettant plus de parfum.

- L'intensité du stimulus d'un papillon est affectée ou déterminée par le paysage de la fonction objective.[4]

2.4.4 Étapes de l'algorithme BOA

Il y a trois étapes de l'algorithme BOA résumées dans la figure suivante :[4]

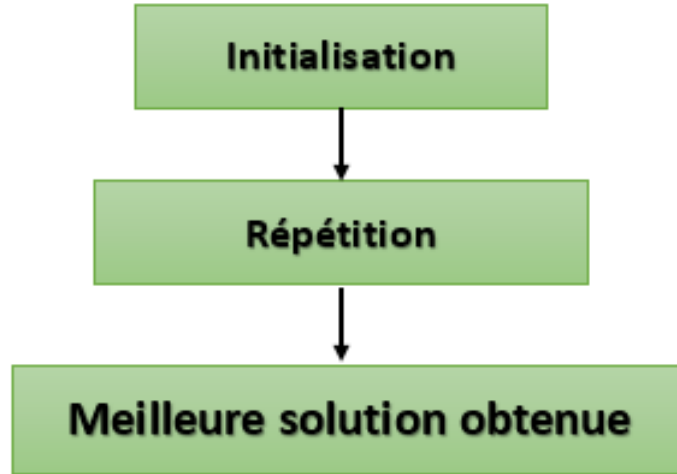


FIG. 2.5 – Etapes de l'algorithme d'optimisation papillon (BOA).

1) Étape d'initialisation : La fonction objectif et son espace de solution sont définis par l'algorithme. Les paramètres du BOA ont tous des valeurs qui leur ont été attribuées. Après avoir défini les variables, l'algorithme génère alors une population de départ de papillons pour l'optimisation. Une mémoire fixe est allouée pour stocker les données des papillons car le nombre total de papillons reste constant pendant toute la simulation

2) Étape de répétition : L'algorithme passe par plusieurs itérations. Les équations de recherche globale et locale modifient la position de chaque papillon en fonction de la taille de l'odeur. Les valeurs de fitness de chaque papillon à divers endroits dans l'espace des solutions sont d'abord calculées par la méthode. Ces papillons produiront alors un parfum.

Les deux principales équations pour mettre à jour les positions des papillons dans BOA :

La recherche globale est représentée par l'équation comme suit :

$$x_i^{t+1} = x_i^t + (r^2 g_{meilleure} - x_i^t) \cdot f_i \quad (\text{II.5})$$

r : est un nombre aléatoire dans $[0,1]$

$g_{meilleure}$: représenter la meilleure solution actuelle

f_i : parfum des papillons

x_i^t : le i ème papillon en itération t (papillon de l'espace des solutions)

La recherche locale est représentée par l'équation suivante comme suit :

$$x_i^{t+1} = x_i^t + (r^2 x_i^k - x_i^t) f_i \quad (\text{II.6})$$

x_i^k et x_j^t : sont j th et k th papillons choisis au hasard dans l'espace des solutions. si x_i^k et x_j^t appartiennent à la même itération, cela signifie que le papillon devient une marche aléatoire locale. Sinon, ce genre de mouvement aléatoire diversifiera la solution.

3) Étape finale : Une fois la réponse idéale identifiée, l'algorithme est terminé. Afin de basculer entre la recherche globale et la recherche locale, une probabilité de basculement p est définie

$r < p$: Effectuera une recherche globale (Equation II-5)

$r > p$: Effectuera une recherche locale (Equation II-6)

2.5 Algorithm hybride BOA avec PSO :

Un nouvel hybride PSOBOA est proposé, qui est une combinaison d'OSP distinctes et BOA. La principale différence entre PSO et BOA est la façon dont les nouveaux individus sont générés. L'inconvénient de l'algorithme PSO est la limitation à couvrir un petit espace pour résoudre des problèmes d'optimisation de grande dimension.

Afin de combiner les avantages des deux algorithmes, nous combinons les fonctionnalités des deux et n'utilisez pas les deux algorithmes l'un après l'autre. En d'autres termes, il est hétérogène parce que de la méthode utilisée pour produire les résultats finaux des deux algorithmes.[5] L'hybride est proposé comme suit :

$$V_i^{t+1} = V_i^t + C_1 r_1 (p_{meilleure} - X_i^t) + C_2 r_2 (g_{meilleure} - X_i^t) \quad (II.7)$$

Où $C_1 = C_2 = 0,5$, et p peut également être calculé par l'équation $w(t)$ précédente, r_1 et r_2 sont les nombres aléatoires dans $(0, 1)$.

$$X_i^{t+1} = X_i^t + V_i^{t+1} \quad (II.8)$$

En outre, le modèle mathématique de la phase de recherche globale et de la phase de recherche locale dans le BOA, qui peut être calculé par les équations recherche globale et recherche locale. Cependant, la phase de recherche globale de l'hybride PSOBOA peut être formulé comme suit :

$$X_i^{t+1} = X_i^t + (r^2 g_{meilleure} - X_i^t) f_i \quad (II.9)$$

La phase de recherche locale du PSOBOA hybride peut être formulée comme suit :

$$X_i^{t+1} = X_i^t + (r^2 X_i^k - X_j^t) f_i \quad (II.10)$$

Où X_i^k et X_j^t sont respectivement des papillons j th et k th choisis au hasard dans l'espace solution.

2.6 Conclusion :

Identifié la fusion d'images comme un processus critique dans divers domaines En fait, toutes les données produites par les nombreuses modalités d'imagerie médicale seront compilées en une seule image utile, basée sur le filtre guidé. Les processus (PSO, BOA et hybride PSOBOA) requis par chaque technique de fusion ont été décrits ainsi qu'un aperçu de fusion existantes. Un état de l'art des différentes validations des résultats est fourni, et nous avons proposé une extension de Pour ces méthodes pour les images. Les performances de l'approche (PSO, BOA, et hybride PSOBOA) dans la fusion d'images médicales seront démontrées dans le chapitre suivant.

Résultats et Interprétations

3.1 Introduction :

Dans ce chapitre, nous présentons tous les résultats de la simulation de la méthode proposée sur des images médicales multimodales pour obtenir une image de meilleure qualité. Ensuite, nous comparons les résultats obtenus dans le même domaine. Pour achever ce chapitre, une extension pour la fusion des images médicales en couleurs a été réalisée.

3.2 Méthode proposée :

La méthode de fusion GFDF comporte trois paramètres à définir, la taille de la fenêtre glissante pour le filtre moyen w , le rayon de la fenêtre locale r et le facteur de régularisation de la fonction de noyau pour le filtre guidé ε .

Pour déterminer les valeurs optimales de ces paramètres, on a proposé d'utiliser trois algorithmes méta heuristiques : PSO , BOA , et la méthode hybride (BOA/PSO). Ces algorithmes sont utilisés pour trouver les valeurs optimales des paramètres en explorant l'espace des solutions et en évaluant la qualité des images fusionnées à l'aide de mesures objectives $F = (Q_G + Q_P + Q_{CB})/3$.

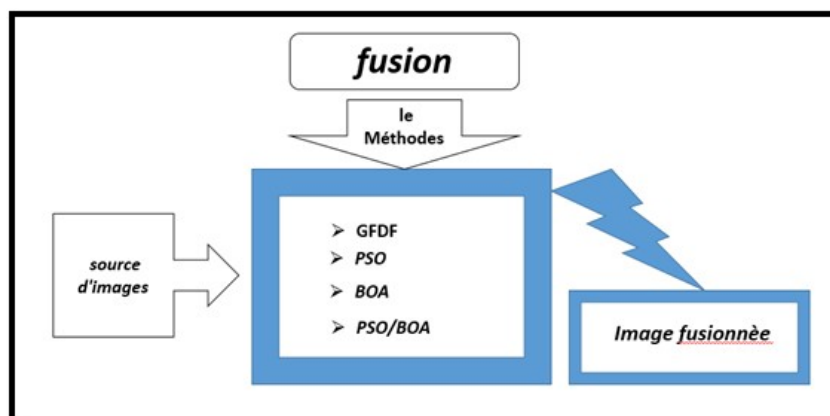


FIG. 3.1 – Illustre le principe de la simulation de fusion d'images.

3.3 Base des données :

La base de données utilisée contient quinze (15) couples d'images recalées de taille 256X256.

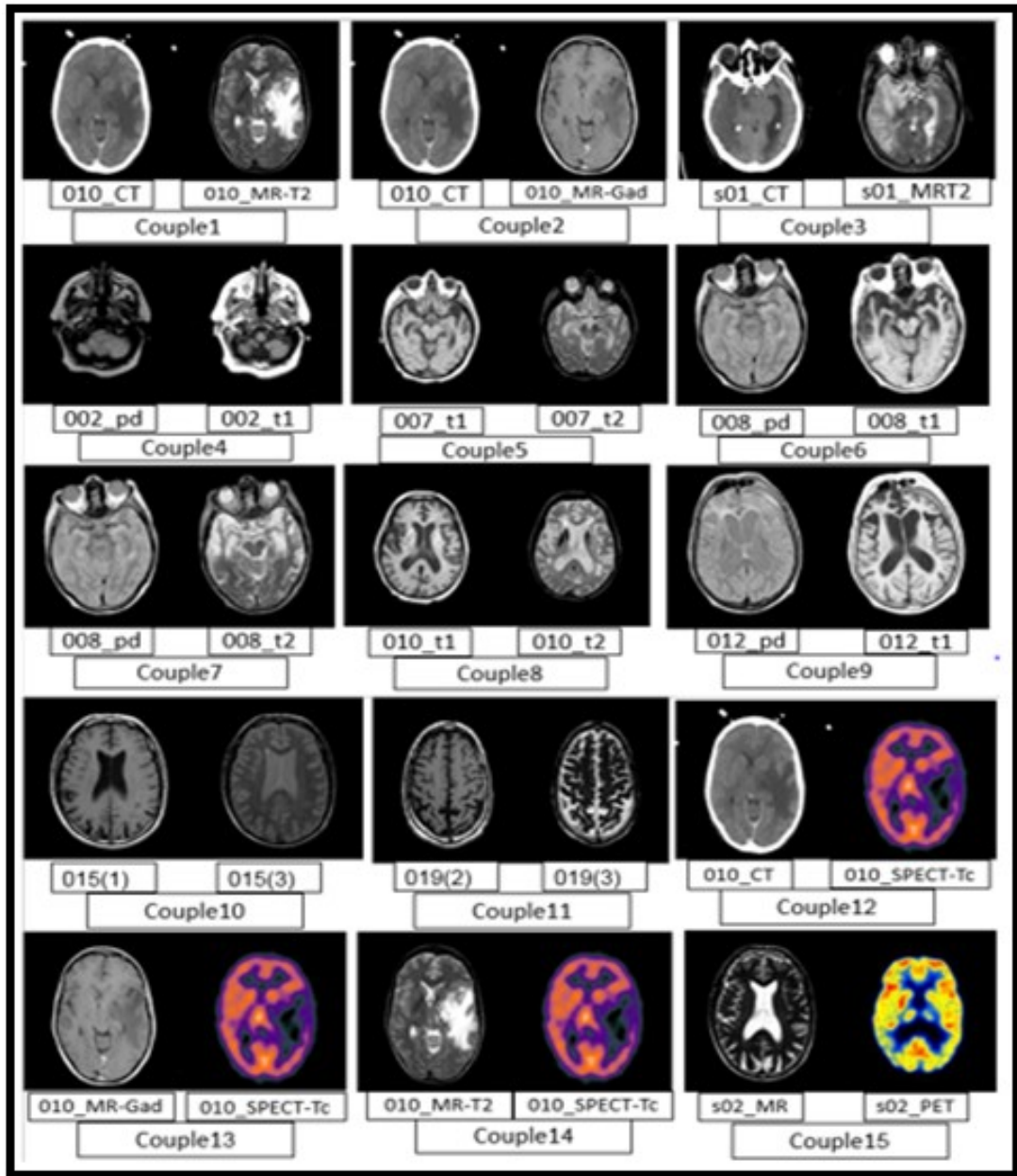


FIG. 3.2 – Illustre le différents couples d'images utilises.

3.4 Validation des methods

L'évaluation de la qualité de l'image fusionnée est basée sur une analyse quantitative et une analyse visuelle, De plus on a testé les méthodes sur des images en niveaux de gris et en couleur

3.4.1 Analyse quantitative niveaux de gris

Dans cette partie on va implémenter la méthode de la fusion par différentes méthodes sur les 11 couples d'images. Les résultats de simulation seront illustrés dans le tableau 3.1 et les figures 3.3-7. Les paramètres statistique (Q_G , Q_P , Q_{CB} , Q_Y , Q_{FMI}) sont obtenus par les méthode GFDF, PSO, BOA et hybride PSO/BOA.

TABLE 3.1 – Résultats d'analyse quantitative pour les images multi-modalités de la méthode GFDF et PSO et BOA et hybride BOA avec PSO pour les couples.

Méthode	<i>GFDF</i>	<i>PSO</i>	<i>BOA</i>	<i>PSO/POA</i>
Métrique				
Q_G	0.8226	0.9050	0.9067	0.8986
Q_P	0.6376	0.7376	0.7299	0.6567
Q_Y	0.9699	0.9932	0.9930	0.9795
Q_{CB}	0.7935	0.7957	0.7903	0.7777
Q_{FMI}	0.7931	0.8597	0.8600	0.8529

À travers le tableau 3.1, on peut observer que Q_G, Q_P, Q_{CB}, Q_Y , obtenus avec PSO et BOA sont meilleurs par rapport à ceux obtenus soit par GFDF ou par la méthode hybride. Pour le métrique Q_{FMI} , nous avons remarqué que la méthode hybride surpasse les méthodes PSO et BOA dans certains cas.

Les figures suivantes présentent les résultats du tableau sous forme de graphiques à barres.

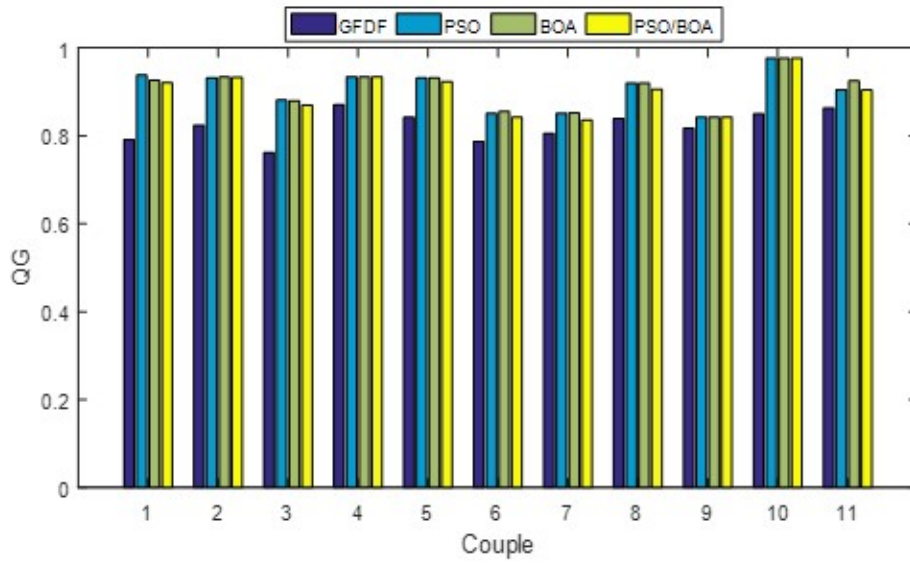


FIG. 3.3 – résultats de la Q_G .

La figure 3-3 représente les résultats de Q_G où on remarque que les méthodes PSO, BOA et hybride PSO/BOA convergent vers les vrais paramètres du GFDF..

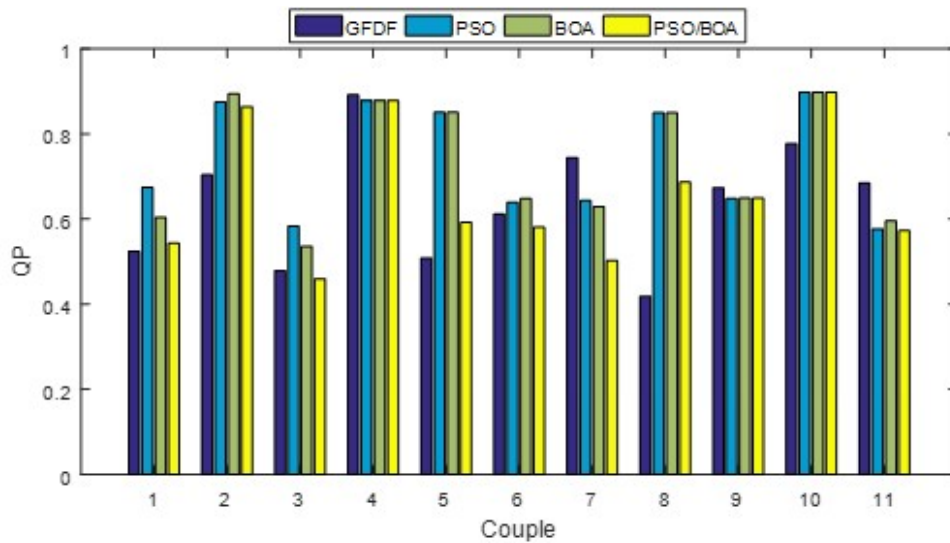


FIG. 3.4 – résultats de la Q_P .

La figure 3-4 représente les résultats de la Q_P où on remarque que GFDF pour les couples 4,7,9 et 11 est meilleur par rapport aux PSO, BOA et hybride. Et pour les couples 1et 3, le PSO est meilleur que le GFDF, BOA et hybride. Alors que nous remarquons dans d'autres cas, la convergence des PSO, BOA et hybride sont meilleurs que le GFDF.

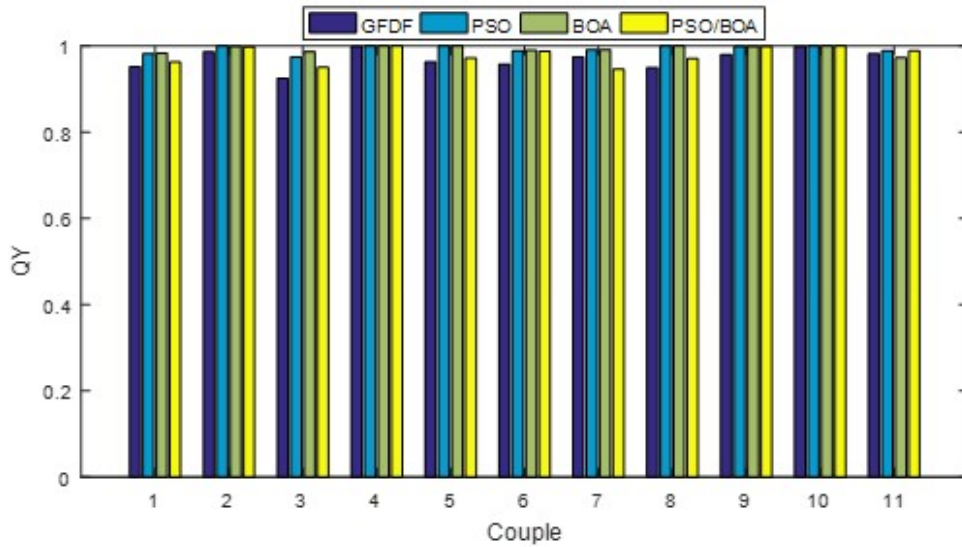


FIG. 3.5 – résultats de la Q_Y .

La figure 3-5 représente les résultats de la Q_Y , où on remarque que les méthodes PSO, BOA et hybride dans tous les cas ont une convergence meilleure que le GFDF sauf dans le troisième paire où le BOA est meilleur.

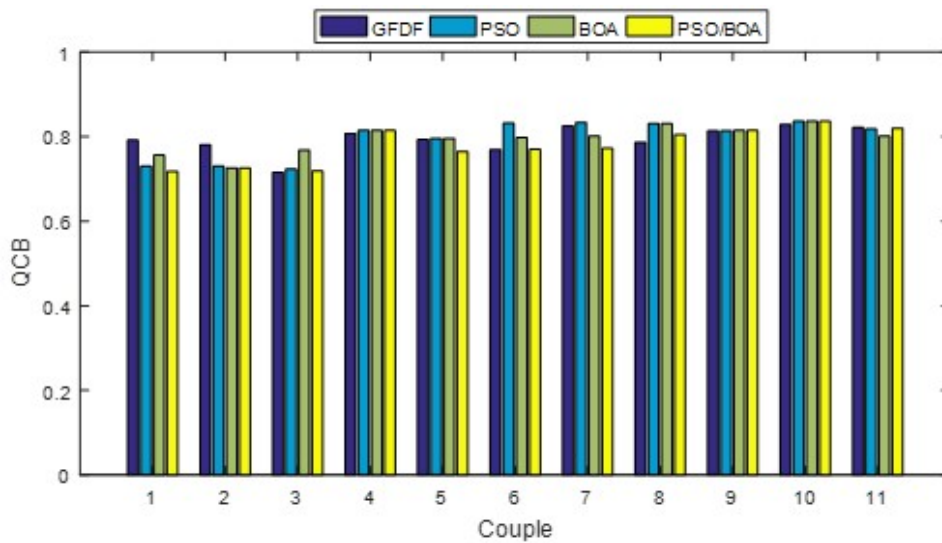
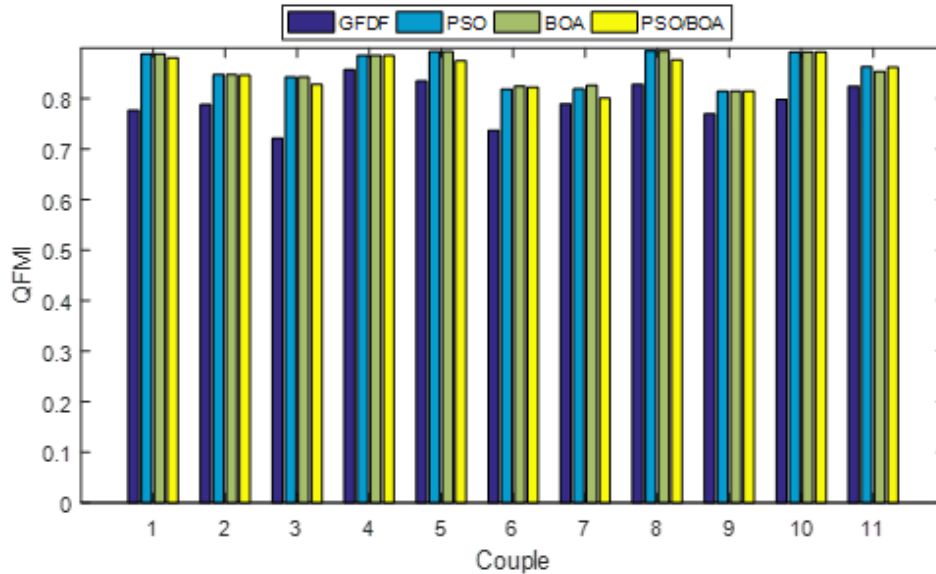


FIG. 3.6 – résultats de la Q_{CB} .

La figure 3-6 représente les résultats de la Q_{CB} , où on remarque que GFDF pour les couples 1 et 2 est meilleur que les méthodes PSO, BOA et hybride. Alors pour les couple 6 et 7, le PSO est meilleur. Alors que dans le reste des paires Les résultats sont égaux.

FIG. 3.7 – résultats de la Q_{FMI} .

La figure 3-7 : représente les résultats de la Q_{FMI} , où on remarque que PSO, BOA et hybride (PSO/BOA) dans tous les cas ont une convergence meilleure que le GFDF.

3.4.2 Analyse visuelle niveaux de gris

Les figures 3.8-3.15 montrent les résultats de fusion de différentes méthodes (GFDF, PSO , BOA ,et hybride (PSO/BOA)) sur deux paires d'images médicales multimodales (CT-I1 et IRM-I1) et (CT-I2 et IRM-I2) . D'après les deux figures 3.8 et 3.12, on peut voir que la méthode GFDF pourrait extraire suffisamment détails spatiaux des images source, mais les images fusionnées souffrent de certains artefacts indésirables qui dégradent la visuelle perception dans une certaine mesure. Les méthodes PSO et BOA peuvent bien fonctionner prévenir les artefacts visuels, mais il a tendance à perdre l'énergie contenue dans les images source, entraînant une diminution de la luminosité et du contraste de certaines régions dans l'image fusionnée. Les principaux défauts de la méthode hybride (PSO/BOA) est sa capacité limitée dans la préservation des détails, et on peut noter que de nombreux petits détails des images sources sont flous dans les images fusionnées. La méthode de fusion proposée réussit généralement bien dans les détails et la préservation de l'énergie sans introduire d'artefacts visuels indésirables.

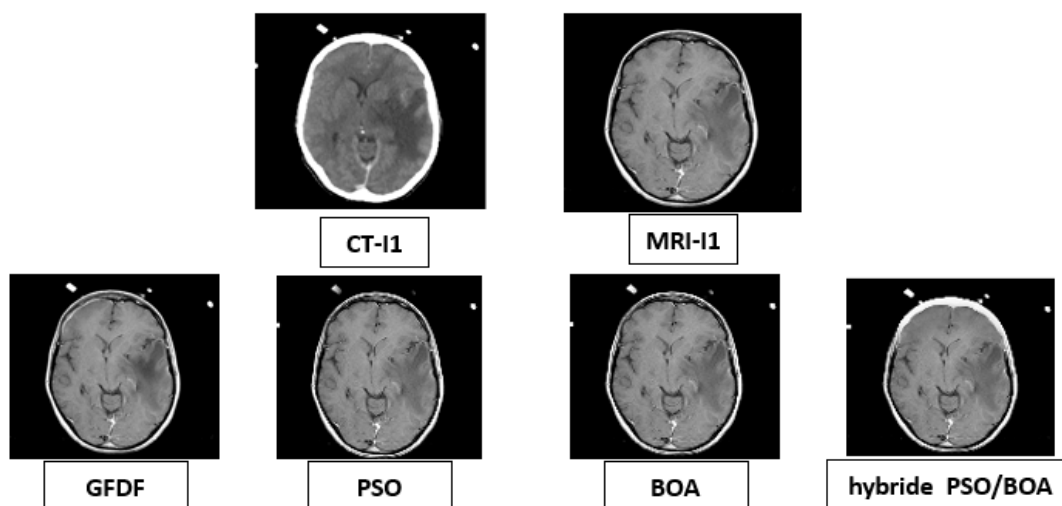


FIG. 3.8 – Résultats visuels pour la fusion d’images multimodal avec GFDF et PSO et BOA et hybride (PSO/BOA) du premier couple d’images (CT-I1 et MRI-I1).

- Courbe de convergence :
 - a) Courbe de convergence de PSO

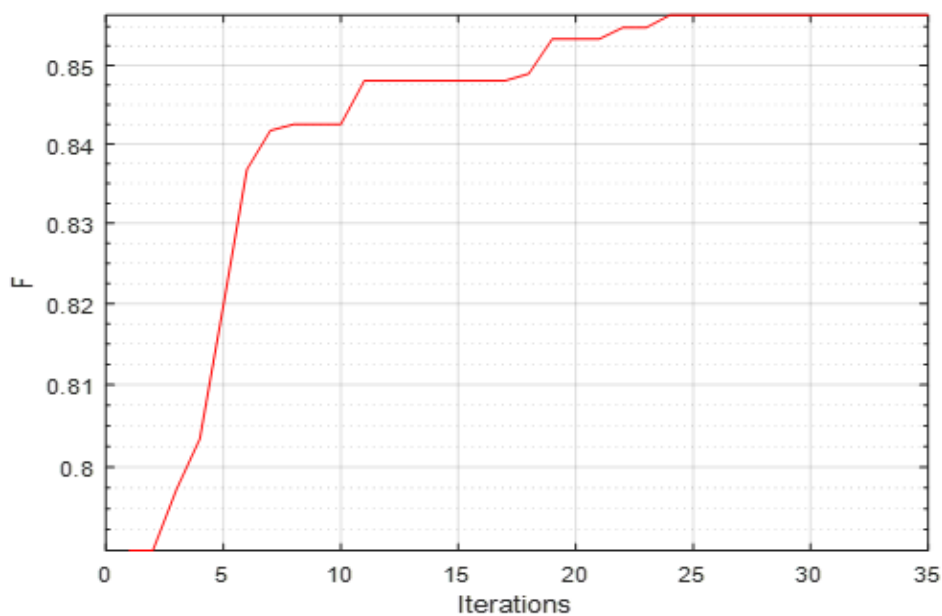


FIG. 3.9 – Courbe de convergence de PSO pour la fusion d’images multimodal du premier couple d’images (CT-I1 et 010-MRI-I1).

b) Courbe de convergence de BOA

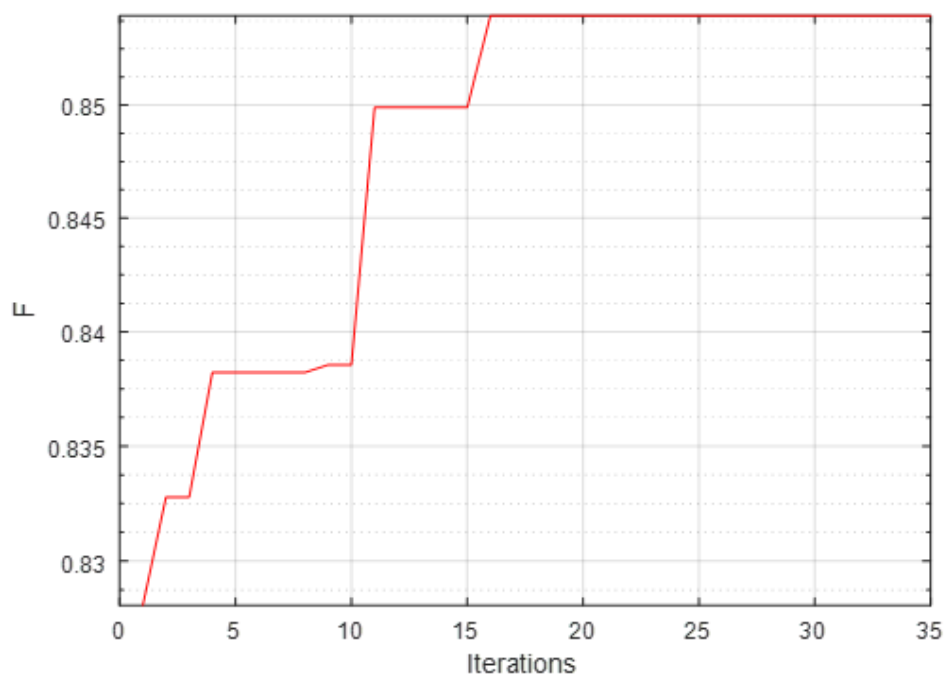


FIG. 3.10 – Courbe de convergence de BOA pour la fusion d’images multimodal du premier couple d’images (CT-I1 et 010-MRI-I1).

c) Courbe de convergence de PSO/BOA

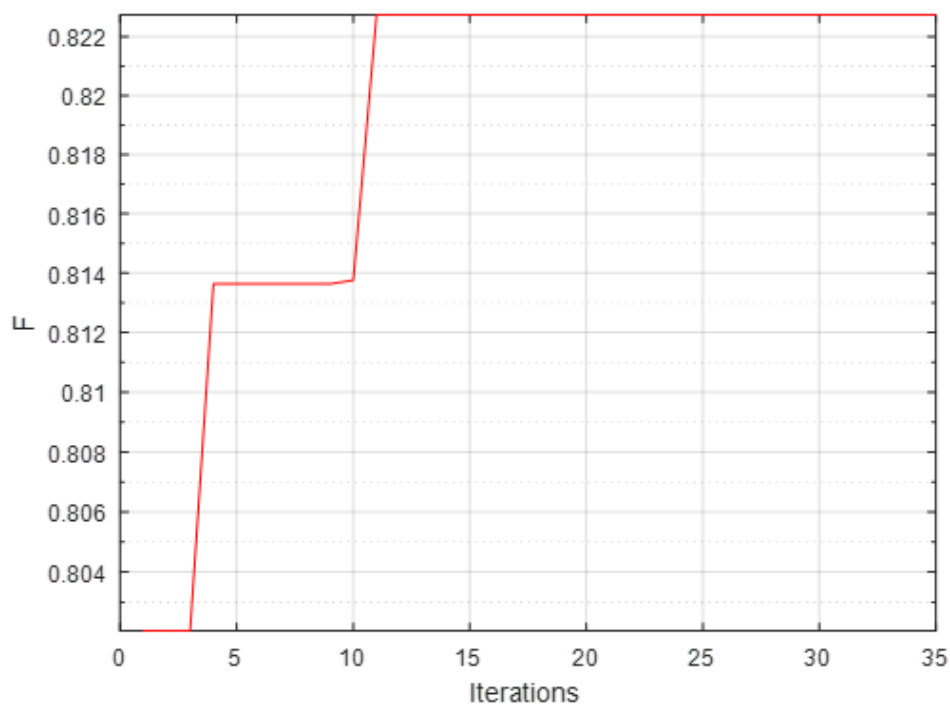


FIG. 3.11 – Courbe de convergence de PSO/BOA pour la fusion d’images multimodal du premier couple d’images (CT-I1 et 010-MRI-I1).

. La courbe 3-9 représente la convergence de l'algorithme PSO, où on remarque une augmentation de la fonction objectif F et elle atteint son maximum 0,857 en 24 itérations.

. Alors que la courbe de la figure 3.10 présente l'évolution de la fonction objectif de la méthode BOA . Elle atteint son maximum 0,854 en 16 itérations.

. Pour la méthode hybride la fonction objectif augmente rapidement et atteint son maximum 0,823 en 11 itérations (voir figure 3.11).

. Dans tous les cas, on observe une convergence croissante de la fonction objectif, Cependant, l'algorithme hybride PSO/ BOA se révèle être le meilleur, avec une augmentation rapide.

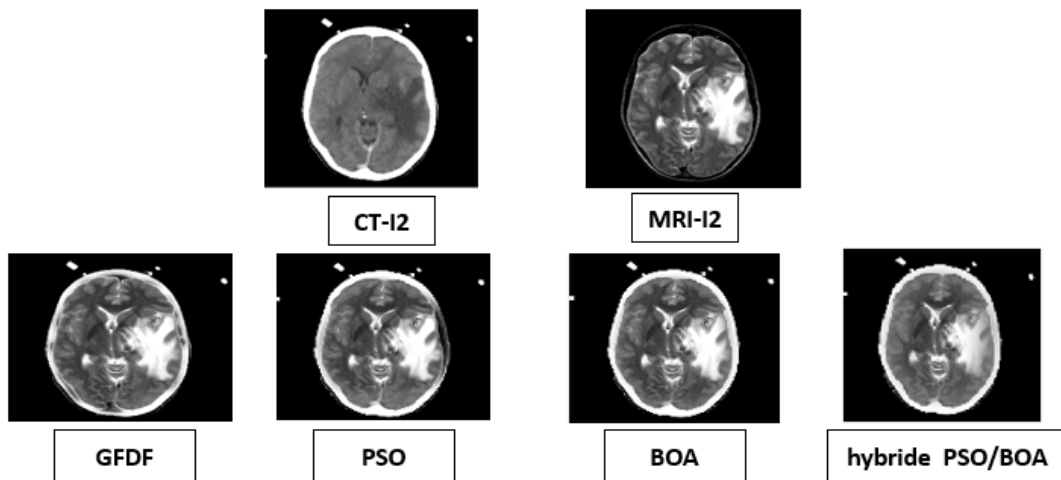


FIG. 3.12 – Résultats visuels pour la fusion d'images multimodal avec GFDF et PSO et BOA et hybride (PSO/BOA) de la deuxième paire d'images (CT-I2 et MR-I2) .

- Courbe de convergence :
- a) Courbe de convergence de PSO

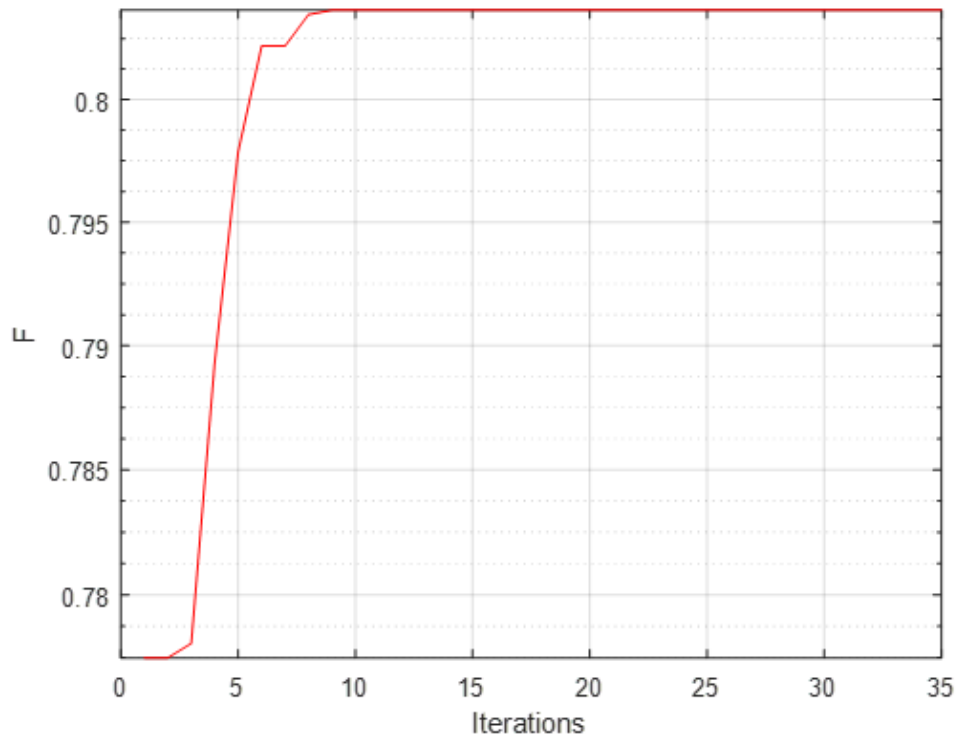


FIG. 3.13 – Courbe de convergence de PSO pour la fusion d’images multimodal de la deuxième paire d’images (CT-I2 et MR-I2).

b) Courbe de convergence de BOA

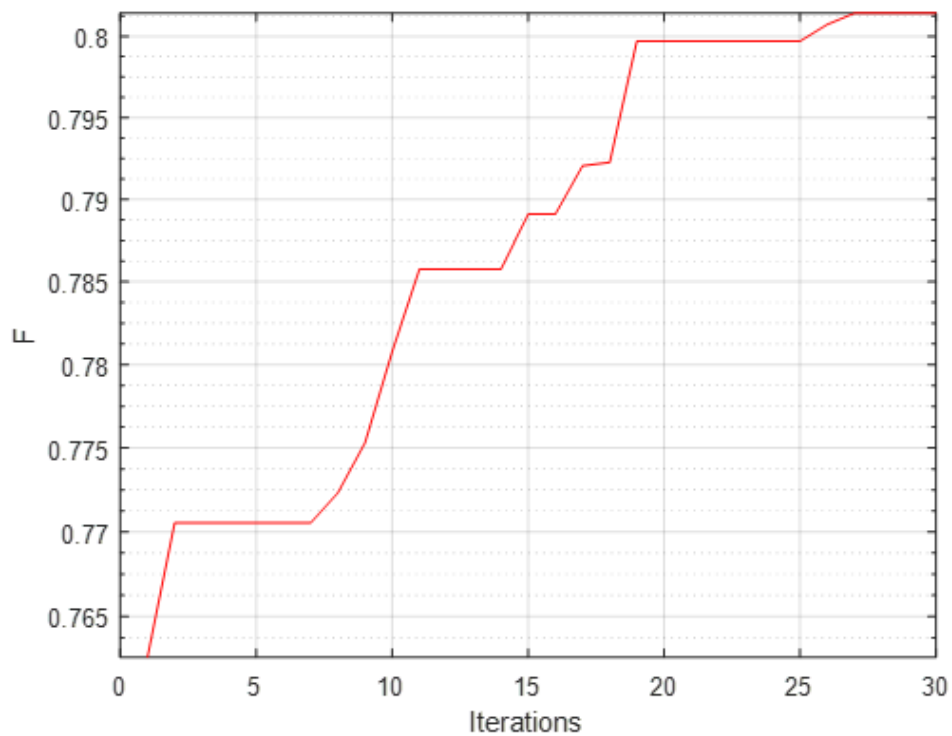


FIG. 3.14 – Courbe de convergence de BOA pour la fusion d’images multimodal de la deuxième paire d’images (CT-I2 et MR-I2).

c) Courbe de convergence de PSO/BOA

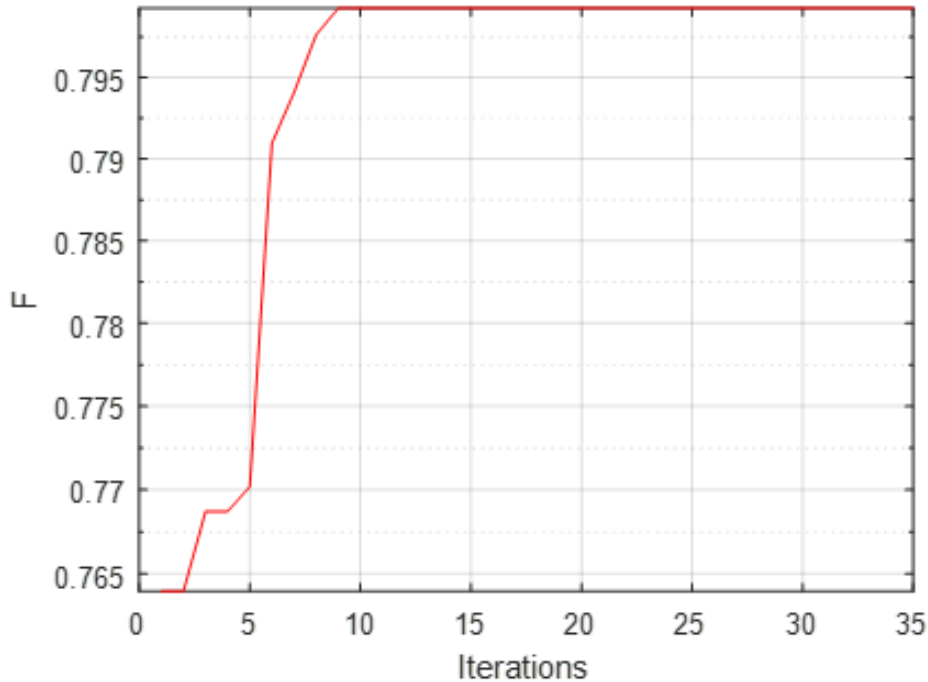


FIG. 3.15 – Courbe de convergence de PSO/BOA pour la fusion d’images multimodal de la deuxième paire d’images (CT-I2 et MR-I2).

. La courbe 3-13 représente la convergence de l’algorithme PSO, où on remarque une augmentation de la fonction objectif F et elle atteint son maximum 0,812 en 8 itérations.

. Alors que la courbe de la figure 3.14 présente l’évolution de la fonction objectif de la méthode BOA . Elle atteint son maximum 0,81 en 27 itérations

. Pour la méthode hybride la fonction objectif augmente rapidement et atteint son maximum 0,80 en 9 itérations (voir figure 3.15) .

. Dans tous les cas, on observe une convergence croissante de la fonction objectif, Cependant, l’algorithme hybride PSO/ BOA se révèle être le meilleur, avec une augmentation rapide.

3.5 Fusion d’images couleurs

La méthode étudiée dans ce chapitre peut être appliquée aux images couleur, en utilisant à la fois l’algorithme GFDF et les algorithmes méta-heuristiques PSO, BOA et l’hybride PSO/BOA. Pour les images médicales, il existe deux types d’images : les images IRM et CT sont en niveaux de gris, tandis que les images PET et SPECT sont des images couleur.

Le processus se déroule de la manière suivante :

- Conversion de l’image médicale couleur RVB en espace de couleur YUV. La composante Y représente la luminance, tandis que les composantes U et V représentent les compléments bleu et rouge.

- Application de la méthode GFDF et des algorithmes PSO, BOA et hybride (PSO/-BOA) entre la composante d'intensité Y de l'image médicale couleur (PET ou SPECT) et l'intensité de l'image (IRM ou CT) pour obtenir la composante d'intensité Y fusionnée.

- Conversion de l'espace de couleur YUV vers l'espace de couleur RVB pour obtenir une image fusionnée en couleur.

Donc, cette méthode permet la fusion d'images couleur en utilisant les algorithmes GFDF, PSO, BOA et l'hybride PSO/BOA, en se basant sur les composantes d'intensité des images médicales pour obtenir une image fusionnée cohérente et complète en couleur.

La figure illustre le principe de la fusion d'images médicales couleurs.

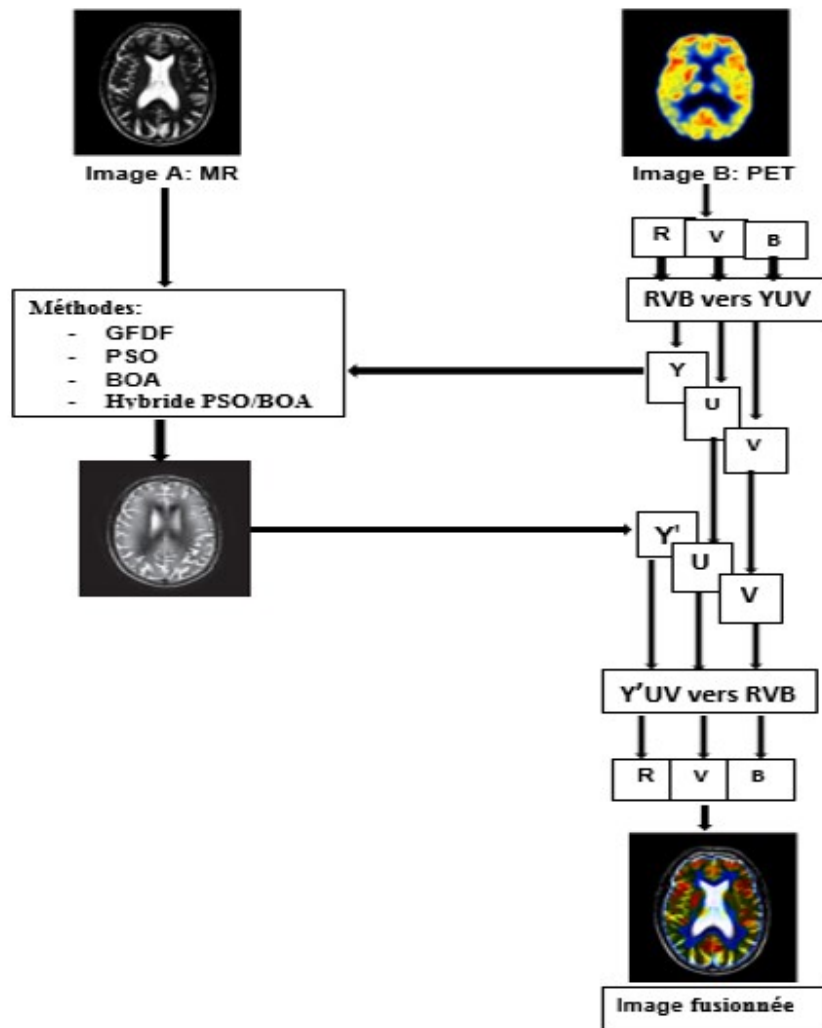


FIG. 3.16 – Principe de la fusion d'images médicaux couleurs.

3.5.1 Analyse quantitative couleur

Nous avons appliqué les quatre méthodes sur quatre couples d'images couleur et les résultats de la simulation sont représentés dans le tableau 3.2 et les figures 3.17-3.21.

À travers ces résultats, nous avons observé que Q_G , Q_P , Q_{CB} , Q_Y et Q_{FMI} dans PSO et BOA et hybride (PSO/BOA) sont égaux dans tous les cas et surpasse la méthode GFDF.

TABLE 3.2 – Résultats d'analyse quantitative couleur pour les images couleur multi-modalités de la méthode GFDF et PSO et BOA et hybride (PSO/BOA) pour Les quatre couples.

Méthode	GFDF	PSO	BOA	PSO/BOA
Q_G	0.8105	0.9486	0.9486	0.9473
Q_P	0.6348	0.7052	0.7052	0.7845
Q_Y	0.9699	0.9932	0.9930	0.9395
Q_{CB}	0.7935	0.7957	0.7943	0.7777
Q_{FMI}	0.7931	0.8597	0.8600	0.8529

Les figures suivantes présentent les résultats du tableau sous forme de graphiques à barres.

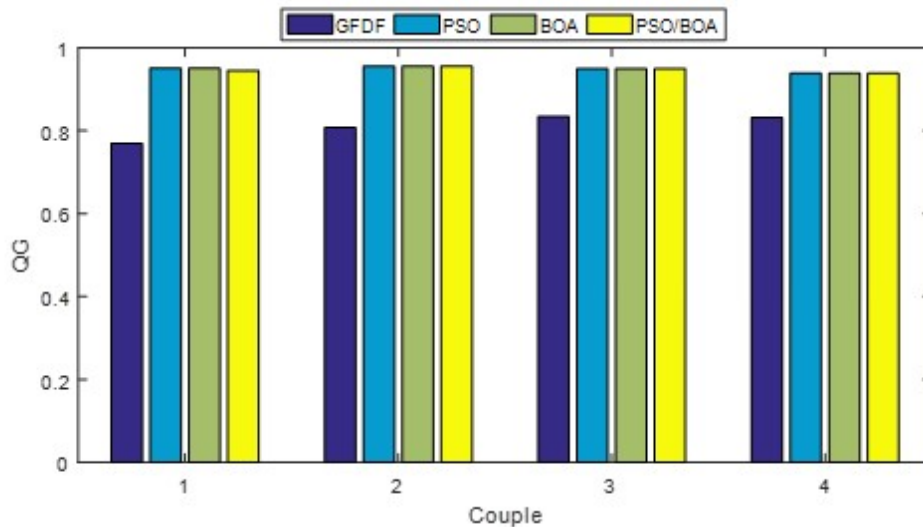


FIG. 3.17 – résultats de la Q_G par image couleur.

La figure 3-17 représente les résultats de Q_G en couleur Où l'on remarque que Q_G en PSO, BOA et hybride (PSO/BOA) dans tous les cas est égal et meilleur que GFDF.

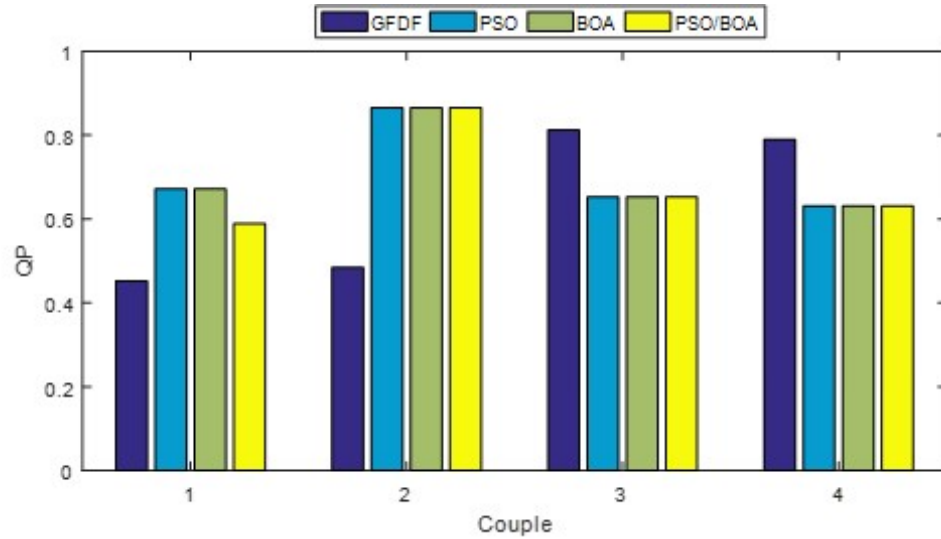


FIG. 3.18 – résultats de la Q_P par image couleur

La figure 3-18 représente les résultats pour Q_P en couleur OÙ nous remarquons que Q_P dans PSO, BOA et hybride (PSO/BOA) dans certains cas est égal et meilleur que GFDF dans la première et la deuxième paire, Alors que nous remarquons que GFDF est meilleur que PSO, BOA et hybride (PSO/BOA) dans d'autres paires.

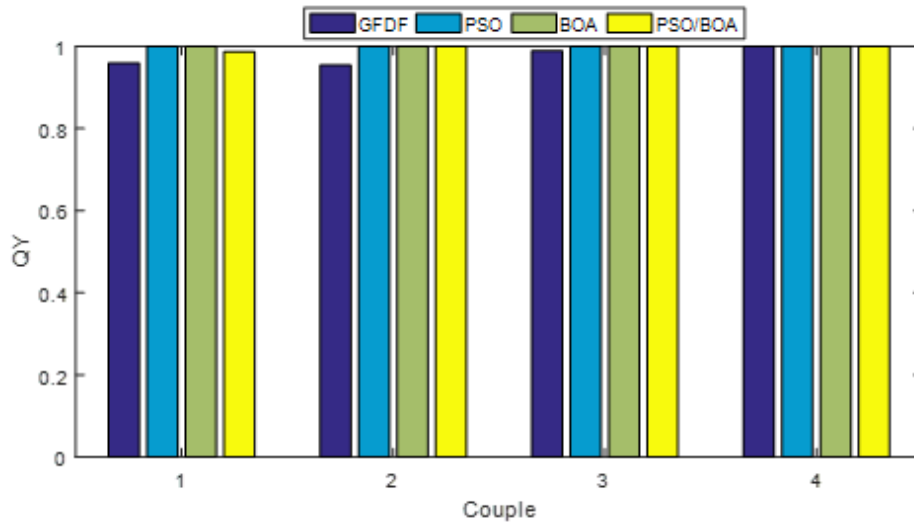


FIG. 3.19 – résultats de la Q_Y par image couleur

La figure 3-19 représente les résultats Q_Y en couleur OÙ nous notons que Q_Y dans PSO et BOA et hybride (PSO/BOA) dans certains cas est égal et meilleur que GFDF dans toutes les paires.

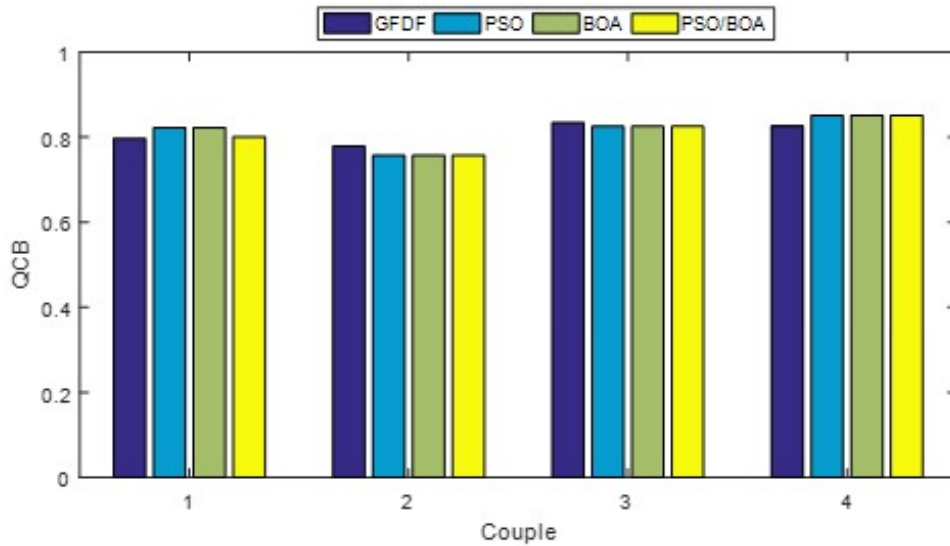


FIG. 3.20 – résultats de la Q_{CB} par image couleur

La figure 3-20 représente les résultats pour Q_{CB} en couleur. On remarque que Q_{CB} dans PSO et BOA et l'hybride (PSO/BOA) et GFDF dans certains cas sont proches ou égaux dans toutes les paires, alors que GFDF est meilleur qu'eux dans la deuxième et la troisième paire.

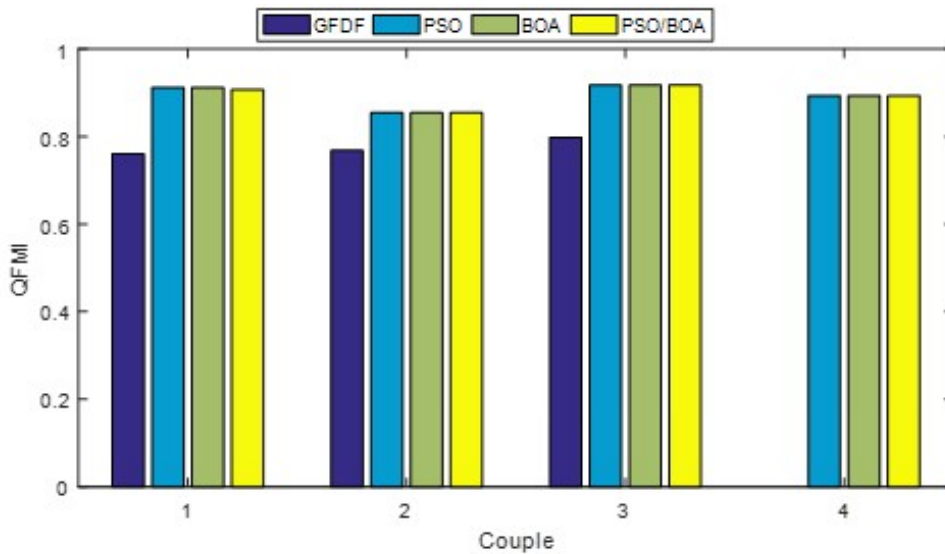


FIG. 3.21 – résultats de la Q_{FMI} par image couleur

La Figure 3-21 représente les résultats de Q_{FMI} en couleur. On remarque que Q_{FMI} en PSO, BOA et hybride (PSO/BOA) dans tous les cas est égal et meilleur que GFDF.

3.5.2 Analyse visuelle couleur

Les images sont obtenues à partir du jeu de données, Par la fusion de ceux-ci les images, nous obtenons une seule image qui combine les informations Toutes modalités

(GFDF et PSO et BOA, hybride PSO/BOA) et donne une information plus précise du cerveau comme le montre la troisième image de la figure 3-22 et la figure 3-23.

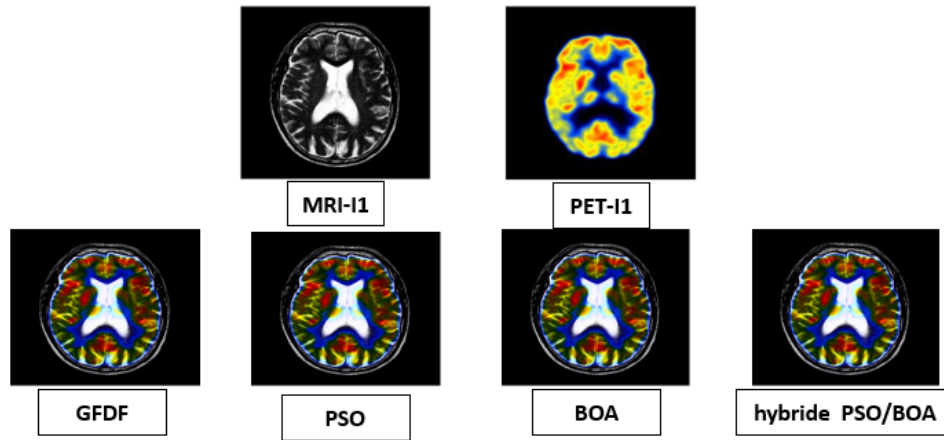


FIG. 3.22 – Résultats visuels pour la fusion d’images couleur multimodal avec GFDF et PSO et BOA et hybride (PSO/BOA) du premier couple d’images (MR-I1 et PET-I1).

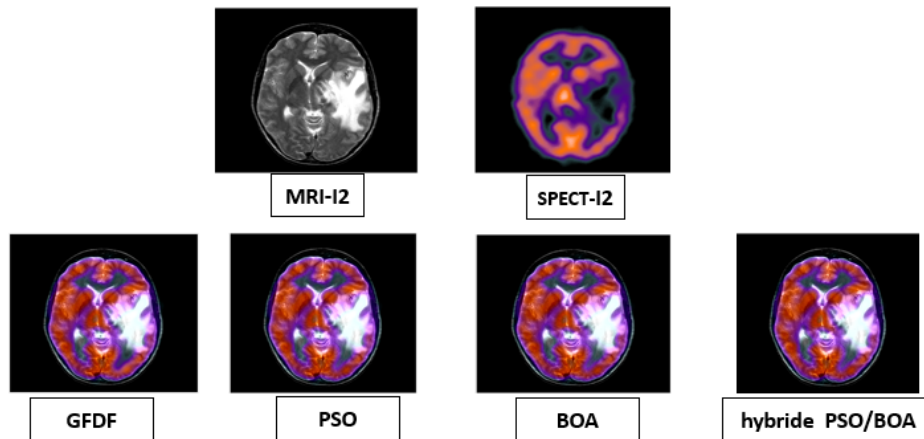


FIG. 3.23 – Résultats visuels pour la fusion d’images couleur multimodal avec GFDF et PSO et BOA et hybride (PSO/BOA) de la deuxième paire d’images (MR-I2 et SPECT-I2).

Les figures montrent les résultats de fusion d’image couleur multimodal avec GFDF et PSO et BOA et hybride (PSO/BOA) sur des deux paires d’images médicales couleur multimodales (MR-I1 et PET-I1) images de la Figure 3-22 et (MR-I2 et SPECT-I2) images de la Figure 3-23, respectivement ,On peut voir que la méthode Les méthodes PSO et BOA et hybride (PSO/BOA) peuvent bien fonctionner et Toutes les images fusionnées ont conservé les mêmes caractéristiques dans tous les cas et égal et meilleur que GFDF ce pourrait extraire suffisamment Détails spatiaux des images source.

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les résultats expérimentaux obtenus en utilisant les méthodes proposées ainsi que les bases de données sur lesquelles ces méthodes ont été appliquées pour des images médicales. Nous avons également présenté les résultats de nos analyses quantitatives et visuelles pour la fusion d'images multimodales. Une fois le processus de fusion terminé, nos résultats ont révélé plusieurs faits importants. Tout d'abord, notre proposition s'est avérée efficace et supérieure par rapport à l'approche moderne existante GFDF. De plus, les résultats visuels obtenus étaient de haute qualité, démontrant ainsi la précision élevée de notre méthode de fusion. Enfin, les méta-algorithmes heuristiques, tels que le PSO et le BOA, ont réussi à fournir de bons paramètres d'entrée pour améliorer les performances de la fusion.

Conclusion générale

L'objectif principal de la fusion d'images est de fournir une image qui contient des informations complémentaires et qui est plus utile dans le processus d'analyse. Cependant, ces méthodes peuvent entraîner des distorsions indésirables. Ce travail vise à enregistrer des images médicales CT et IRM en utilisant des algorithmes méta-heuristiques et à les fusionner par des méthodes nouvelles et efficaces. Nous avons d'abord appliqué les algorithmes méta-heuristiques BOA et PSO à l'enregistrement des images CT et IRM, puis nous avons développé une hybridation des algorithmes PSO/ BOA. Pour la fusion d'images multimodales, nous avons utilisé le filtre guidé rapide. Les principales contributions de notre approche résident dans la fourniture d'une image améliorée contenant les informations complémentaires nécessaires pour faciliter le processus de diagnostic dans le domaine médical. De plus, notre approche réduit les distorsions engendrées avec d'autres méthodes d'enregistrement. En conclusion, nous avons confirmé la supériorité et l'efficacité de nos méthodes proposées pour l'enregistrement. Les résultats des expérimentations ont démontré que les approches proposées ont réussi à résoudre avec succès le problème de la fusion d'images en fournissant des images améliorées qui facilite le processus de traitement dans le domaine médical.

Finalement, le travail réalisé dans ce mémoire fut l'objet d'une présentation dans une conférence à l'université de Skikda « ICTAEE'23 »

Bibliographie

- [1] Bushra N Kayani, Anwar Majeed Mirza, Ajmal Bangash, and Haroon Iftikhar. Pixel & feature level multiresolution image fusion based on fuzzy logic. In *Innovations and advanced techniques in computer and information sciences and engineering*, pages 129–132. Springer, 2007.
- [2] Xiaohua Qiu, Min Li, Liqiong Zhang, and Xianjie Yuan. Guided filter-based multi-focus image fusion through focus region detection. *Signal Processing : Image Communication*, 72 :35–46, 2019.
- [3] Mohamad Nizam Aliman, Zuwairie Ibrahim, Fardila Naim, Sophan Wahyudi Nawawi, and Shahdan Sudin. Performance evaluation of black hole algorithm, gravitational search algorithm and particle swarm optimization. *Malaysian Journal of Fundamental and Applied Sciences*, 11(1), 2015.
- [4] Sankalap Arora and Satvir Singh. Butterfly optimization algorithm : a novel approach for global optimization. *Soft Computing*, 23 :715–734, 2019.
- [5] Mengjian Zhang, Daoyin Long, Tao Qin, and Jing Yang. A chaotic hybrid butterfly optimization algorithm with particle swarm optimization for high-dimensional optimization problems. *Symmetry*, 12(11) :1800, 2020.
- [6] F. Charif H. Dida and A. Benchabane. Grey wolf optimizer for multimodal medical image registration. *4th International Conference on Intelligent Computing in Data Sciences, ICDS 2020, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc*, 170(3) :493–500, 2020.
- [7] Farah belhachani et al. *Fusion d’images multi-échelles basée sur le filtre guidé*. PhD thesis, university kasdi merbah ouargla.
- [8] Ihsane mekki and Bakhta saadoune. *fusion hybride des images médicales par la transformée en bandelette couple avec le pcnn*. PhD thesis.
- [9] Thorsten M Buzug. *Computed tomography*. Springer, 2011.
- [10] Chengxi Li and Andrew Zhu. Application of image fusion in diagnosis and treatment of liver cancer. *Applied Sciences*, 10(3) :1171, 2020.
- [11] a soualal and derdach Chahinez. Méthodes de fusion d’images basée sur la détection de saillance visuelle. *université ouargla*, 2019.

- [12] Hedifa Dida. *Multimodality image registration and fusion techniques using meta-heuristic algorithm based approaches*. PhD thesis, Université Kasdi Merbah Ouargla.
- [13] T Tirupal, B Chandra Mohan, and S Srinivas Kumar. Multimodal medical image fusion techniques—a review. *Current Signal Transduction Therapy*, 16(2) :142–163, 2021.
- [14] Bushra N Kayani, Anwar Majeed Mirza, Ajmal Bangash, and Haroon Iftikhar. Pixel & feature level multiresolution image fusion based on fuzzy logic. In *Innovations and advanced techniques in computer and information sciences and engineering*, pages 129–132. Springer, 2007.
- [15] Yin Chen and Rick S Blum. A new automated quality assessment algorithm for image fusion. *Image and vision computing*, 27(10) :1421–1432, 2009.
- [16] Abdelhamid kaazaoui and khald kaazaoui. La fusion d’image multifocale. 2018.
- [17] Kaiming He and Jian Sun. Fast guided filter. *arXiv preprint arXiv :1505.00996*, 2015.
- [18] Kenza mezzar and houdaifa dida. *Etude comparative des méthodes de recalage d’images médicales*. PhD thesis, university of ouargla.
- [19] Ke-Lin Du, MNS Swamy, et al. Search and optimization by metaheuristics. *Techniques and Algorithms Inspired by Nature*, pages 1–10, 2016.
- [20] M Chung, A Bernheim, X Mei, N Zhang, M Huang, X Zeng, J Cui, W Xu, Y Yang, ZA Fayad, et al. Ct imaging features of 2019 novel coronavirus (2019-ncov) radiology. 2020 apr ; 295 (1) : 202–207. doi : 10.1148/radiol. 2020200230, 2020.