

الجمهورية الديمقراطية الشعبية الجزائرية
République Algérienne démocratique et populaire

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche
scientifique

جامعة سعد دحلب البليدة
Université SAADDAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك
Département d'Électronique



Mémoire de Projet de Fin d'Études pour l'obtention du diplôme de
Master en Système et télécommunications

Thème

Fusion morphologique pour la segmentation des tumeurs cérébrales (IRM/CT-scan)

Présenté par :

BOUDIB AMAR & MELLOUL ABDERRAHMANE

Proposé par l'encadreur :

BELKACEM HACHEMI

Le Co-promoteur :

MOUNTASSAR MAAMOUN

Année universitaire : 2020-2021

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

الملخص:

تلعب الصور الطبية دورًا مهمًا للغاية في التشخيص والعلاج المخطط له لتشوهات الدماغ في معظم الحالات، يتم تجزئة الورم يدويًا في العيادات؛ مما يجعل هذه العملية حساسة وتعتمد بشكل كبير على خبرة أخصائي الأشعة. يدفعنا هذا التعقيد إلى تقديم حل قوي ودقيق لإنجاز هذا النوع من التطبيقات. في مشروع نهاية الدراسات هذا، سيكون الأمر يتعلق بتنفيذ طريقة اندماج بين التصوير بالرنين المغناطيسي والتصوير المقطعي المحوسب على أساس الذكاء الاصطناعي والخصائص المورفولوجية لهذه الصور من أجل تحسين حساسية وأداء الطرق الجيدة.

الكلمات الدالة:

التصوير بالرنين المغناطيسي ، الأشعة المقطعية ، التجزئة ، أورام المخ ، الاندماج ، الذكاء الاصطناعي ، العلاج المورفولوجي .

Résumé :

L'image médicale joue un rôle très important dans le diagnostic et le traitement planifié des anomalies cérébrales. Dans la plupart des cas la segmentation des tumeurs se fait manuellement dans les cliniques ; ce qui rend ce processus délicat et très dépendant de l'expertise du radiologue. Cette complexité nous pousse à proposer une solution robuste et précise pour accomplir ce type d'application. Dans ce projet de fin d'études, il sera question d'implémenter une méthode de fusion entre IRM et CT-scan basée sur l'intelligence artificielle et les caractéristiques morphologiques de ces images afin d'améliorer la sensibilité et les performances des méthodes de segmentation existantes dans l'état de l'art.

Mots clés :

IRM, CT-scan, segmentation, tumeur cérébrale, Fusion, Intelligence artificielle, traitement morphologique.

Abstract:

Medical images play a very important role in the diagnosis and planned treatment of brain abnormalities. In most cases, tumor segmentation is done manually in clinics; which makes this process delicate and very dependent on the expertise of the radiologist. This complexity pushes us to offer a robust and precise solution to accomplish this type of application. In this end of studies project, it will be a question of implementing a fusion method between MRI and CT-scan based on artificial intelligence and the morphological characteristics of these images in order to improve the sensitivity and performance of segmentation methods available in the state of the art.

Key Words

MRI, CT-scan, segmentation, brain tumor, Fusion, Artificial intelligence, morphological treatment.

Remerciements

Au terme de cette étude, nous tenons à présenter nos sincères remerciements au Bon Dieu de nous avoir accordé la connaissance de la science et de nous avoir aidés à réaliser ce modeste travail.

Nous remercions notre encadreur Monsieur BELKACEM HACHEMI, Attaché de recherche au Centre de développement des technologies avancées (CDTA), pour sa gentillesse extrême, ses qualités humaines et professionnelles, Qu'ALLAH protège sa Famille.

Nous remercions le Co-promoteur Monsieur MOUNTASSAR MAAMOUN pour sa compétence pratique, sa patience, sa disponibilité et surtout ses judicieux conseils.

Nos remerciements s'adressent aussi à tous nos enseignants et professeurs.

Enfin, nous remercions tous ceux qui, de près ou de loin, ont contribué à la réalisation de ce travail. Monsieur, le Président et les membres du jury, nous sommes très sensibles à l'honneur que vous nous faites en acceptant de juger ce travail.

Dédicace

« Ma chère mère », qui a toujours été présente pour moi, dans les moments les plus difficiles et qui sans cesse veille sur moi avec ses prières, pour ses grands sacrifices et tout l'amour qu'elle me porte.

« Mon cher père », pour tous ses conseils et pour toute la confiance qu'il a mise en moi et pour son dévouement pour mon bonheur.

À mon frère «YASSER », et à mes deux chères sœurs.

Je dédie ce travail à toute la famille BOUDIB

À Mon binôme qui m'a supporté, soutenu conseillé, aidé le long de notre travail ensemble.

À toute la promo

ST 2020/2021

Je dédie ce travail.

AMAR

Dédicace

« Ma chère mère », qui a toujours été présente pour moi, dans les moments les plus difficiles et qui sans cesse veille sur moi avec ses prières, pour ses grands sacrifices et tout l'amour qu'elle me porte.

« Mon cher père », pour tous ses conseils et pour toute la confiance qu'il a mise en moi et pour son dévouement pour mon bonheur.

À mes frères, et à mes chères sœurs.

Je dédie ce travail à toute la Famille MELLOUL

À mon binôme qui m'a supporté, soutenu conseillé, aidé le long de notre travail ensemble.

ABDERRAHMANE

Listes des acronymes et abréviations

- **ACP** L'Analyse des Composantes Principales.
- **ADE** Anisotropic Diffusion Equation.
- **ADKLT** Anisotropic Diffusion and karhunen-Loeve Transform.
- **CBF** Cerebral Blood Flow.
- **CCA** Analyse de Corrélation Canonique.
- **CNN** Convolutif Neuronal Network
- **CS-MCA** Convolution Sparsity based Morphological Component Analysais.
- **CT** Computed Tomography.
- **CVT** Transformation de Curvelet.
- **CWT** Continuous Wavelet Transform.
- **DT-CWT** Discrete-Time Continuous Wavelet Transform.
- **DWT** Discrete Wavelet Transform.
- **E-ADE** Expanded- Anisotropic Diffusion Equation.
- **EDP** Equation aux Dérivées Partielles.
- **FPDE** Fourth order Partial Differential Equations.
- **FSIM** Feature Similarity Index.
- **GFF** Le Filtre Guide.
- **GM** Gradient Magnitude.
- **ICA** l'Analyse en Composantes Indépendantes.
- **ICP** Iterative Closest Point.
- **IFC** Information Fidelity Criterion.
- **IM** Information Mutual.
- **IRM** L'Imagerie par Résonance Magnétique.
- **IRMF** L'Imagerie par Résonance Magnétique Fonctionnelle.

Listes des acronymes et abréviations

- **LDA** Analyse Linéaire Discriminante.
- **LE** Local Extreme.
- **LMS** SOMME DES LAPLACIENS MODIFIENT.
- **LP** Laplacienne Pyramide.
- **LP-SR** Laplace Pyramid Sparse Representation.
- **Max** Maximum.
- **Min** Minimum.
- **ML** Modified Laplacian
- **MS** Multi Spectrale.
- **MSD** Décomposition Multi-Scale
- **MSSF** Multi-Scale décomposition d'image et détection de saillance.
- **MSVD** Multi-resolution Singular Value Decomposition.
- **NE** Nord-Est.
- **NMAL** New Modified Anisotropic Palladian.
- **NMF** Factorisation matricielle non négative.
- **NML** New Modified Palladian.
- **NSMAL** New Sum of Modified Anisotropic Palladian.
- **NW** Nord-Ouest.
- **OCV** Open Computer Vision
- **OS** Operating System
- **PC** Personal Computer.
- **PC** Phase Congruence
- **PYWT** Python Wavelletes
- **RF** Radio fréquence.
- **S-ADE** Synchronized Anisotropic Diffusion Equation

Listes des acronymes et abréviations

- **SE** Sud-Est.
- **SIG** Systèmes d'information géographique.
- **SK** scikit library
- **SML** SUM OF MODIFIED LAPLACIAN.
- **SW** Sud-Ouest.
- **TEP** La tomographie par émission de positons.
- **TS-IF** Two-scale image fusion
- **UDWT** Undecimated Discret Wavelet Transform.
- **VSI** Visual Saliency induced Index
- **VSMWLS** visual saliency map and weighted least square optimization.

Liste des symboles

H₂O	Monoxyde de dihydrogène, la formule brute de l'eau.
H⁺	L'hydron (le cation hydrogène).
T1	Image pondérée, la graisse apparaît hyper intense (couleur claire) et l'eau hypo intense.
T2	Image pondérée, l'eau apparaît hyper intense (couleur claire) et la graisse un peu plus sombre que l'eau.
μ	mu.
I0	Image commune.
 R	l'ensemble de nombre réels.
Φ	phi.
σ	sigma.
Ψ	psi.
∇	Nabla.
div	Symbole de divergence.
Σ	Symbole de Somme.
∞	Symbole de l'infini.
K	Constante de diffusion.
α	Alpha.
ω	Grecque oméga.
Log	Le logarithme.
Ω	Oméga.

TABLE DE MATIÈRE

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

CHAPITRE 1 : Le cerveau humain, les Tumeurs cérébrales, IRM et CT Scan.
--

1. Introduction	4
2. Anatomie et structure du cerveau humain	4
2.1. Le cerveau humain	4
2.2. Description macroscopique et microscopique du cerveau	5
2.2.1. Description macroscopique	5
2.2.2. Description microscopique.....	5
2.3. Anatomie du cerveau.....	6
2.4. Structure du cerveau.....	7
2.4.1. Les hémisphères cérébraux.....	7
2.4.2. Les principales fonctions de chaque lobe sont les suivantes	7
2.4.3. Le tronc cérébral.....	8
2.4.4. L'hypophyse et l'hypothalamus	9
2.4.5. Lésions cérébrales	9
3. Les Tumeurs cérébrales.....	10
3.1. Définition.....	10
3.2. Les tumeurs cérébrales bénignes et malignes.....	10
3.2.1. Les tumeurs cérébrales bénignes	10
3.2.2. Les tumeurs cérébrales malignes.....	11
3.3. Développement.....	11
3.3.1. Les facteurs de risques.....	12
3.4. Types de tumeurs cérébrales	12
3.5. Le diagnostic des tumeurs cérébrales	14

3.5.1.	Examen clinique	14
4.	L'imagerie médicale cérébrale	15
5.	IRM	16
5.1.	Phénomène de la résonance.....	16
5.2.	L'imagerie par résonance magnétique.....	16
5.3.	Principe général de l'IRM	17
5.3.1.	Image pondérée en densité de protons.....	17
5.4.	Principes de formation d'une image en IRM.....	18
5.4.1.	Le signal IRM.....	18
5.4.2.	Séquences IRM.....	18
5.4.3.	Image pondérée en T1, T2.....	19
5.4.4.	Obtention de l'information diagnostique.....	19
5.5.	Indications, limitations, performances de l'imagerie par résonance magnétique (IRM).....	20
6.	CT Scanner --- Tomographie assistée par ordinateur.....	21
6.1.	Définition du CT-scanner	21
6.2.	Le principe de fonctionnement.....	22
6.3.	Indications / Limitations.....	24
7.	Conclusion.....	26

CHAPITRE 2 : fusions et recalage des images médicales
--

1.	Introduction	27
2.	La procédure générale de fusion d'images	28
2.1.	Définition de la fusion.....	28
2.2.	La nécessité de la fusion.....	28
2.3.	Le recalage des images.....	28
2.3.1.	Définition.....	28
2.3.2.	Le principe de recalage des images	29
2.3.3.	Les différentes méthodes de recalage.....	30
2.4.	Techniques de fusion d'image.....	32

2.4.1.	Extraction de caractéristiques.....	32
2.4.2.	Étiquetage des décisions.....	32
2.4.3.	Équivalence sémantique.....	33
2.4.4.	Étalonnage radiométrique.....	33
3.	Recalage des images médicales.....	33
4.	Fusion des images médicales.....	34
4.1.	Les Méthodes de la fusion médicale.....	34
4.1.1.	Méthodes de fusion de pixels.....	34
4.1.2.	Méthodes de sous-espace.....	35
4.1.3.	Méthodes multiéchelles.....	36
4.2.	La fusion hybride des images médicales.....	37
4.2.1.	La transformée en ondelette.....	37
4.2.2.	La transformée en ondelettes discrètes (DWT).....	38
5.	Conclusion.....	40

<p>CHAPTRE 3 : Méthode de Fusion basée sur le modèle de diffusion synchronisée</p>

1.	INTRODUCTION.....	41
2.	GÉNÉRALITÉ SUR LA DIFFUSION ANISTROPIQUE ET LA DÉCOMPOSITION LAPLACIENNE.....	42
2.1.	DIFFUSION ANISOTROPE.....	42
2.2.	SOMME DES LAPLACIENS MODIFIANT (LMS).....	44
3.	MÉTHODE PROPOSÉE.....	45
3.1.	DÉCOMPOSITION D'IMAGE À L'AIDE DE S-ADE.....	47
3.1.1.	E-ADE.....	47
3.1.2.	ÉTABLISSEMENT DE SYNCHRONICITÉ.....	48
3.1.3.	FONCTION DU COEFFICIENT DE DIFFUSION.....	49
3.1.4.	DÉCOMPOSITION DE L'IMAGE.....	49
3.2.	REGLES DE FUSION D'IMAGES.....	51

3.2.1.	RÈGLE DE FUSION DE COUCHE DE BASE	51
3.2.2.	RÈGLE DE FUSION DE CALQUE DE TEXTURE	52
3.2.3.	RECONSTRUCTION D'IMAGE.....	54
3.2.4.	CORRECTION D'IMAGE	55
4.	CONCLUSION	56

Chapitre04 : Méthodes, Algorithme, Résultats, interprétative et visualisations

1.	INTRODUCTION.....	57
2.	L'ENVIRONNEMENT DU TRAVAIL ET LES OUTILS UTILISENT	57
2.1.	L'ENVIRONNEMENT DU TRAVAIL	57
2.2.	LES BIBLIOTHÈQUES D'ENVIRONNEMENT.....	58
2.2.1.	OPEN CV	58
2.2.2.	NUMPY.....	58
2.2.3.	MATH	58
2.2.4.	MATPLOTLIB. PYPLOT.....	58
2.2.5.	PYWT.....	59
2.2.6.	SKIMAGE.....	59
2.2.7.	IMAGEIO.....	59
2.2.8.	MATPLOTLIB.....	59
2.2.9.	WARNINGS	59
2.2.10.	PIL	60
2.2.11.	OS.....	60
2.3.	LES OUTILS UTILISES	61
3.	Base de données et MÉTRIQUES D'ÉVALUATIONS	64
3.1.	La base de données.....	64
3.2.	L'ÉVALUATION DES MÉTRIQUES	65
3.2.1.	INFORMATIONS MUTUELLES	66
3.2.2.	MESURE DE SIMILARITÉ BASÉE SUR LES BORDS	66
3.2.3.	CRITÈRE DE FIDÉLITÉ DES INFORMATIONS	67

3.2.4. INDICE DE SIMILARITÉ DES FONCTIONNALITÉS	67
3.3. RÉGLAGES DES PARAMÈTRES D'ÉVALUATIONS DES CRITÈRES.....	68
4. VISUALISATION DES RÉSULTATS ET DISCUSSIONS.....	71
Conclusion générale	74



Listes des figures

CHAPITRE 1 : Le cerveau humain, les Tumeurs cérébrales, IRM et CT Scan.

Figure 1. 1 : le cerveau humain.	5
Figure 1. 2 : Anatomie du cerveau.	6
Figure 1. 3 : les deux hémisphères cérébraux.	7
Figure 1. 4 : les quatre lobes de la gauche.	8
Figure 1. 5 : le tronc cérébral.	8
Figure 1. 6 : le coup sagittal du cerveau.	9
Figure 1. 7 : Les Tumeurs cérébrales.	11
Figure 1. 8 : examen clinique à propos de tumeurs cérébrales.	15
Figure 1. 9 : l’affichage médical cérébral.	15
Figure 1. 10 : l’imagerie par résonance magnétique.	16
Figure 1. 11 : pondération T1.	19
Figure 1. 12 : coupe coronale T2.	20
Figure 1. 13 : À propos du fonctionnement même d’un scanographe.	23
Figure 1. 14 : affichage d’un examen scanné.	24
Figure 1. 15 : Déroulement d’un examen de tomодensitométrie abdominale (scanner).	25

CHAPITRE 2 : fusions et recalage des images médicales

Figure 2. 1 : Schéma du principe général du recalage de l’image cible sur image de référence.	30
Figure 2. 2 : Synthèse des Méthodes de recalage des images.	31
Figure 2. 3 : les Techniques de fusion d’image.	33
Figure 2. 4 : un exemple de Recalage des images médicales.	34
Figure 2. 5 : Fusion de pixels dans le traitement d’images médicales.	35
Figure 2. 6 : Méthodes multiéchelles.	36

Figure 2. 7 : principe de la transformée en ondelettes	37
Figure 2. 8 : la fusion avec La transformée en ondelettes discrètes.	40

CHAPTRE 3 : Méthode de Fusion basée sur le modèle de diffusion synchronisée
--

Figure 3. 1 : Le cadre du modèle de fusion d'images IRM/CT proposé.....	46
Figure 3. 2 : I0 « image commune » en utilisant la méthode d'assemblage.....	48
Figure 3. 3 : Résultats de la fusion de la couche de base de deux images d'IRM et CT-scan.	52
Figure 3. 4 : Résultats de la fusion de la couche de textures de deux images d'IRM et CT- scan.....	53
Figure 3. 5 : L'image processus de reconstruction et le processus inverse de la décomposition.	54
Figure 3. 6 : L'image fusionnée finales après la correction (résultat).....	55

Chapitre04 : Méthodes, Algorithme, Résultats, interprétative et visualisations

Figure 4.1 : un organigramme qui montre le travail général réalisé.....	61
Figure 4. 2 : Le processus de recalage des images médicales.	62
Figure 4.3 : Générer l'« image commune » I0 en utilisant la couture méthode.	62
Figure 4.4 : la fusion d'images base et texture.	63
Figure 4. 5 : la correction d'image fusionnée et les résultats finals.	64
Figure 4. 6 : Les 20 groupes d'images médicales sources multimodales sont utilisés dans notre expérimentation. Parmi chaque paire, l'IRM est à gauche et le scanner sur la droite.....	65
Figure 4.7 : les résultats des vingt images fusionnées des patients.	71
Figure 4.8 : résultats des vingt images fusionnées des patients avec les quatre critères d'évaluations objectives.....	72

Listes des tableaux:

Tableau 4. 1 : les résultats des critères d'évaluations objectives avec vingt images fusionnées des patients. **73.**

Introduction générale

Malgré les avancées technologiques dans le domaine médical et en particulier dans l'imagerie médicale, l'étude du cerveau humain, que ce soit sur le plan anatomique ou fonctionnel, est un problème ardu et reste un sujet de recherche de forte actualité, du fait de l'évolution des matériels, des techniques d'imagerie, de la grande capacité de calcul des ordinateurs et de la mise en œuvre de systèmes complexes de traitement de données.

L'imagerie médicale est un ensemble de techniques permettant de visualiser une partie du corps humain ou d'un organe et d'en conserver une image. Elle a pour objectif d'aider dans le diagnostic, de guider un geste thérapeutique, tel qu'une ponction, ou de suivre à moyen terme les résultats d'un traitement. Certes le médecin demeure le lecteur et arbitre, mais c'est l'informatique qui révèle l'anatomie. On peut désormais accéder à de nombreuses images et informations par l'intermédiaire de l'imagerie médicale.

La prochaine évolution pourrait bien être la fusion des informations que peuvent apporter les différentes techniques d'imagerie médicale. On aurait ainsi les informations de plusieurs analyses en une image. L'idée de combiner les différentes images d'un même objet ou d'une même scène est apparue intéressante et utile. Dans le domaine médical, il y a un grand nombre de modalités d'imagerie (radiographie X conventionnelle, scanner X, échographie, imagerie par résonance magnétique (IRM), tomographie par émission de positons (TEP), la tomographie d'émission monophonique (TEMP), etc.). Chaque modalité d'acquisition présente des caractéristiques différentes et sert à mettre en évidence des propriétés particulières des tissus. Les examens sont donc complémentaires, mais aussi redondants dans certains cas. Le médecin pose alors un diagnostic en visualisant simultanément ou alternativement les images, et en faisant une synthèse des différents types d'informations, à laquelle nous nous intéressés dans le cadre de ce mémoire, où il sera question d'implémenter une méthode de fusion entre IRM et CT-scan basée sur l'intelligence artificielle et les caractéristiques morphologiques de ces images afin d'améliorer la sensibilité et les performances des méthodes de segmentation.

Dans le premier chapitre, nous avons présenté les notions essentielles liées à l'anatomie du cerveau et les descriptions macroscopique et microscopique du cerveau. Nous avons présenté ensuite les différentes lésions et tumeurs qui peuvent affecter le cerveau ainsi que leurs symptômes et diagnostics. De plus, nous avons détaillé les principales régions cérébrales qui ont une importance dans l'examen et le diagnostic clinique. Les principes

d'acquisition de ces images et les différentes modalités de leur acquisition ainsi que les technologies utilisées ont été passé en revue.

Dans le deuxième chapitre, nous avons présenté d'une façon générale l'état de l'art sur les techniques de traitement d'image qui sont nécessaire pour l'élaboration de notre méthode de fusion, tels que le recalage d'images et la transformée en ondelette.

Dans le troisième chapitre, nous proposons une nouvelle méthode de fusion d'images médicales IRM et CT-scan basée sur l'équation de diffusion anisotrope synchronisée (S-ADE). Elle consiste en la décomposition des deux modalités en couches de base et de texture. La fusion sera déduite en respectant des règles de fusion sur les couches obtenues avec l'algorithme Laplace anisotrope modifié (NSMAL).

Le quatrième chapitre a été réservé à l'évaluation des performances de notre méthode avec des méthodes subjectives et objectives.

Chapitre01

1. Introduction

Malgré les avancées technologiques dans le domaine médical, et en particulier en imagerie médicale, l'étude du cerveau humain est un problème difficile et reste un sujet de recherche d'actualité. Ce chapitre présente les notions essentielles liées à l'anatomie du cerveau et description macroscopique et microscopique du cerveau, nous présentons, ensuite, les différentes lésions et les tumeurs qui peuvent l'affecter, leurs symptômes ainsi que leurs diagnostics. Les principales régions cérébrales qui ont une importance dans l'examen et le diagnostic clinique, ainsi que les principes d'acquisition des images et les différentes modalités de leurs acquisitions ainsi que les technologies spécifiques qu'ils utilisent. Parmi les outils cliniques permettant l'observation de la zone cérébrale, on peut citer de façon non exhaustive le scanner à rayons X, l'imagerie par résonance magnétique (IRM), la tomographie, la scintigraphie, etc... Parmi l'ensemble de ces techniques, l'IRM est de plus en plus utilisée en routine clinique. Nous avons détaillé l'imagerie à Résonance Magnétique (IRM) et le CT-SCANNER qui ils sont des techniques d'imagerie médicale très utile pour l'observation du cerveau, car ils donnent des informations très riches (telles que la résolution spatiale habituelle est de l'ordre du millimètre). Ensuite, inintérêt de la segmentation des structures cérébrales est défini. Enfin nous avons présenté les principales pathologies cérébrales (Alzheimer, les Tumeurs cérébrales, etc.)...

2. Anatomie et structure du cerveau humain

2.1. Le cerveau humain

Le cerveau humain a la même structure générale que le cerveau des autres mammifères, mais il est celui dont la taille relative par rapport au reste du corps est devenue la plus grande au cours de l'évolution. Si la baleine bleue a le cerveau le plus lourd avec 6,92 kilogrammes contre environ 1,5 kg pour celui de l'homme, le coefficient humain est le plus élevé et est sept fois supérieur à celui de la moyenne des mammifères. Le langage et le mouvement volontaire. Près de la moitié du cortex cérébral est consacrée à l'analyse sensorielle, principalement la vision...[1]

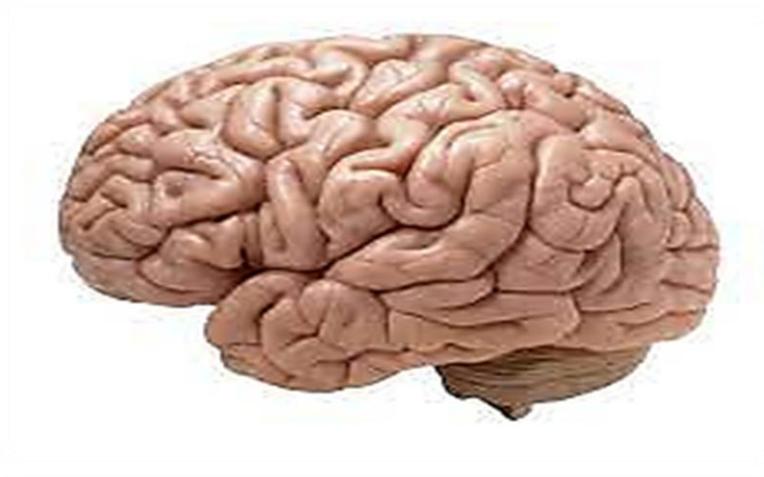


Figure 1. 1 : le cerveau humain.

2.2. Description macroscopique et microscopique du cerveau

2.2.1. Description macroscopique

Le cerveau humain est un organe impair de forme schématiquement ovoïde à grand axe antéropostérieur, dont le volume moyen est de 1100 cm³chez la femme et de 1400 cm³chez l'homme. Le poids du cerveau varie de 1400 à 1800 grammes. Il occupe la boîte crânienne, mais il n'est pas en contact direct avec la cavité osseuse. Il baigne dans le liquide cébrospinal à l'intérieur d'une enceinte liquidienne .Cette enceinte est localisée dans l'enveloppe méningée durale qui s'étend du crâne, ou elle adhère à l'os, à la colonne vertébrale, où elle est à distance du canal osseux, ce qui constitue l'espace épidual....[2]

2.2.2. Description microscopique

D'un point de vue microscopique, le tissu nerveux se compose de cellules nerveuses (neurones) et de cellules gliales (cellules de soutien et de protection) qui dérivent de l'ectoderme. Les vaisseaux et les méninges n'appartiennent pas au tissu nerveux et dérivent du mésoderme. Le neurone est la cellule qui constitue l'unité fonctionnelle du névraxe. Les neurones sont de 10 à 50 fois nombreuses que les cellules gliales. Le système nerveux humain comprend environ 100 milliards de neurones. Les neurones assurent la transmission d'un signal ou ce que l'on appelle l'influx nerveux... [2]

2.3. Anatomie du cerveau

Le cerveau est très organisé. Il est composé de plusieurs parties qui ont chacun des rôles spécifiques, tout en étant complémentaires les uns des autres. Au sens strict du terme, le cerveau comprend deux parties appelées les hémisphères cérébraux. Dans le langage courant, le cerveau (ou encéphale) englobe également les structures proches des hémisphères : tronc cérébral, cervelet, hypothalamus, hypophyse....[3]

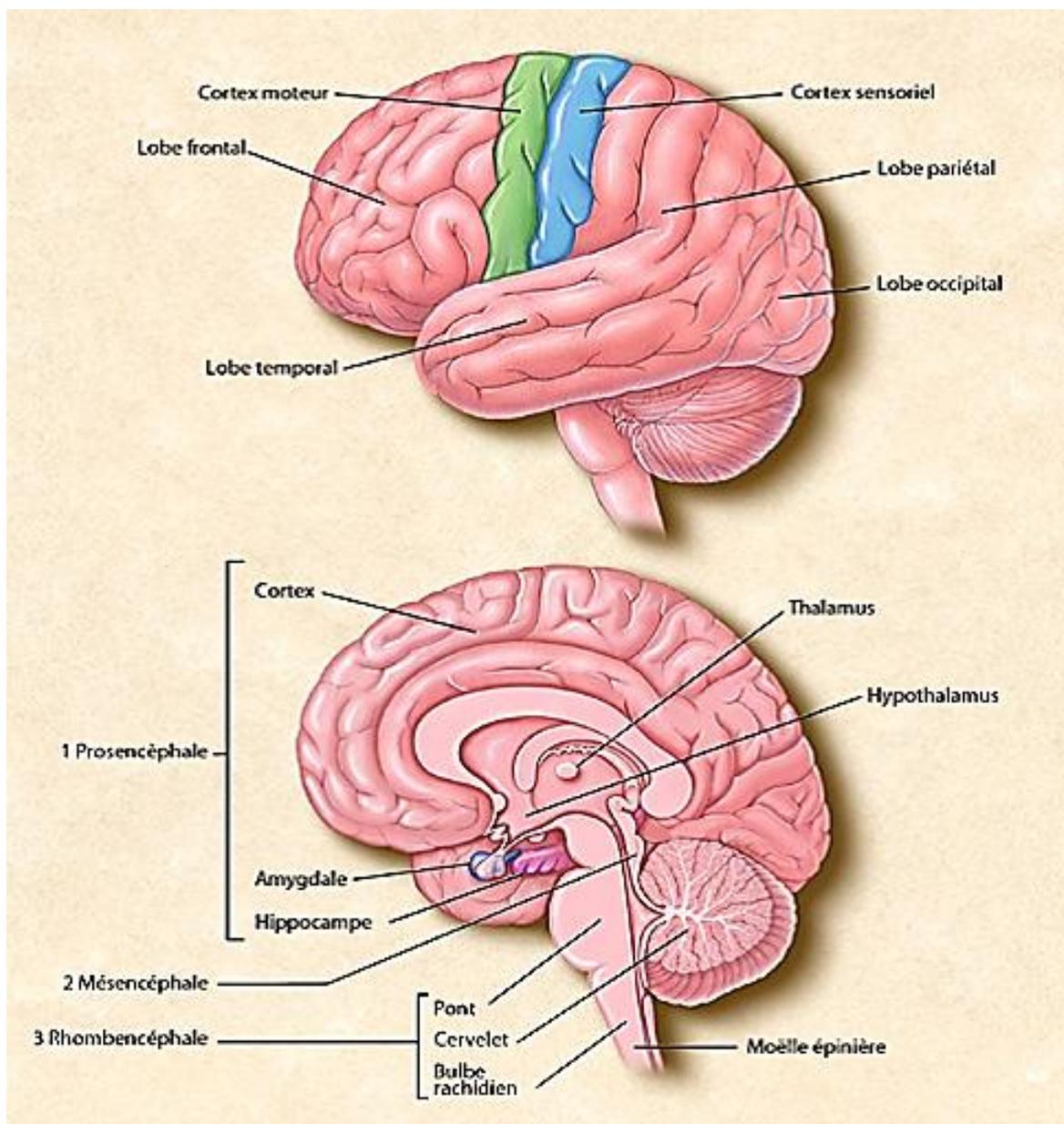


Figure 1. 2 : anatomie du cerveau.

2.4. Structure du cerveau

2.4.1. Les hémisphères cérébraux

Les hémisphères cérébraux forment les parties les plus volumineuses du cerveau. Ils sont deux : un hémisphère droit et un hémisphère gauche. On parle souvent de cerveau droit et de cerveau gauche. Les hémisphères contrôlent l'ensemble de nos fonctions mentales supérieures : mouvements volontaires, pensées, apprentissages, mémoire, etc... chaque hémisphère est lui-même partagé en quatre zones appelées lobes, dans lesquels ces différentes fonctions sont gérées.

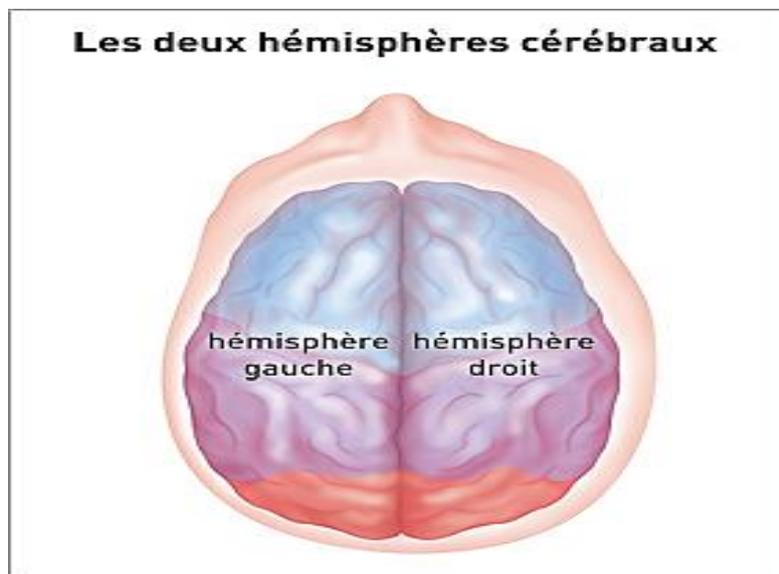


Figure 1. 3 : les deux hémisphères cérébraux.

2.4.2. Les principales fonctions de chaque lobe sont les suivantes

Les lobes frontaux : parole et langage, raisonnement, mémoire, prise de décision, personnalité, jugement, mouvements. Le lobe frontal droit gère les mouvements du côté gauche du corps, et inversement, le lobe frontal gauche gère les mouvements du côté droit. Les lobes pariétaux : lecture, repérage dans l'espace, sensibilité. Là aussi, le lobe pariétal droit gère la sensibilité du côté gauche du corps et réciproquement les lobes occipitaux : vision.

Les lobes temporaux : langage, mémoire, émotions....

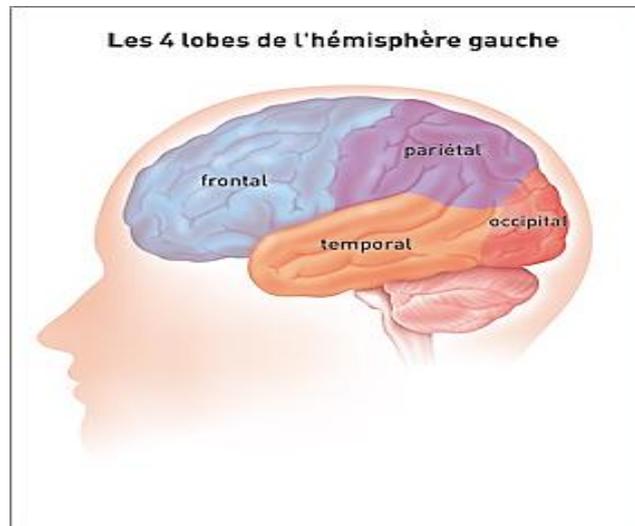


Figure 1. 4 : les quatre lobes de la gauche.

2.4.3. Le tronc cérébral

Le tronc cérébral relie les hémisphères cérébraux à la moelle épinière. C'est lui qui contrôle les fonctions vitales du corps : Battements du cœur, respiration, tension artérielle. Il commande aussi la mobilité des yeux, les mouvements du visage et la déglutition.[4]

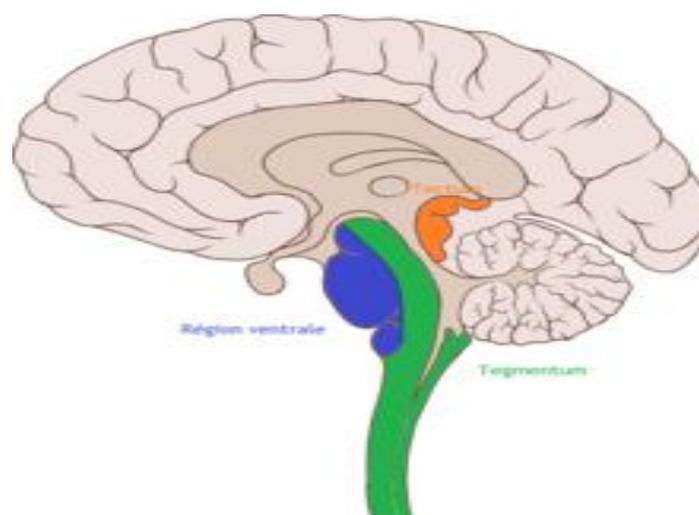


Figure 1. 5 : le tronc cérébral.

2.4.4. L'hypophyse et l'hypothalamus

L'hypophyse et l'hypothalamus sont des structures nerveuses situées à la base du cerveau, au milieu du crâne. De la taille d'un petit pois, l'hypophyse joue un rôle fondamental dans la production des hormones. Elle contrôle de nombreuses fonctions telles que la croissance, la production du lait maternel, la puberté, la fertilité, etc. L'hypothalamus, situé un peu au-dessus de l'hypophyse, est en contact avec toutes les autres zones du cerveau. Il régule les sensations de faim et de soif, la température du corps, le sommeil, la sexualité ou encore les battements du cœur.[4]

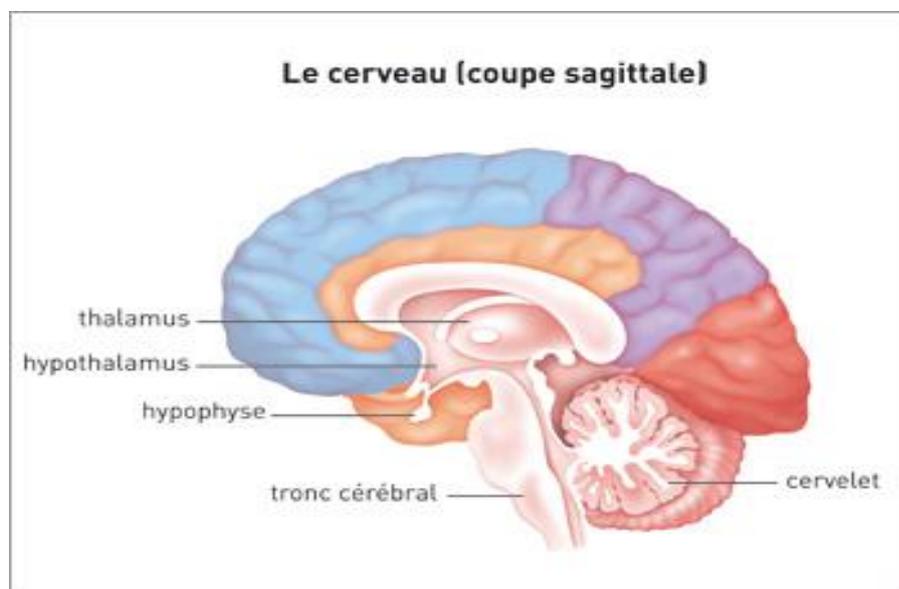


Figure 1. 6 : le coup sagittal du cerveau.

2.4.5. Lésions cérébrales

Parce que différentes zones du cerveau contrôlent des fonctions spécifiques, la localisation de la lésion cérébrale détermine le type de dysfonctionnement du cerveau qui en résulte. En effet, la plupart des fonctions (telles que la mémoire) nécessitent la coordination de plusieurs zones dans les deux hémisphères. Ces troubles peuvent donc facilement être liés à une région spécifique du cerveau. Les lésions du lobe frontal engendrent une perte des aptitudes

À résoudre certains problèmes de la vie quotidienne et à programmer certaines actions (conduire une voiture, répondre à des énigmes, se rendre à un rendez-vous, etc.).

- Les lésions du lobe pariétal provoquent des pertes de sensations sur une partie du corps.
- Souvent, les individus touchés par ce type de trouble perdent certaines capacités à reconnaître les formes ou à percevoir certaines sensations.[5]
- Les lésions du lobe temporal entraînent la perte de la mémoire auditive et créent des troubles pour retenir certains mots et de comprendre un langage qui est pourtant familier.
- Les lésions du lobe occipital provoquent souvent une cécité corticale (la perte de certaines fonctions essentielles des yeux).
- Dans le pire des cas, cela peut même provoquer des hallucinations.
- Les lésions des lobes limbiques engendrent la perte du contrôle sur les émotions et des difficultés à rester lucide (sur les décisions et la perception des choses).

3. Les Tumeurs cérébrales

3.1. Définition

Une tumeur est une masse plus ou moins volumineuse due à une multiplication anormale de cellules. Il existe un grand nombre de tumeurs du cerveau différent. Elles n'ont pas tous les mêmes symptômes en fonction de leur localisation et de leur taille.

3.2. Les tumeurs cérébrales bénignes et malignes

3.2.1. Les tumeurs cérébrales bénignes

Les tumeurs bénignes (non cancéreuses). Elles se forment assez lentement et restent le plus souvent isolées des tissus cérébraux voisins. Elles ne se propagent pas à d'autres parties du cerveau ni à d'autres organes et sont généralement plus faciles à extraire par chirurgie que les tumeurs malignes... [6]

3.2.2. Les tumeurs cérébrales malignes

Les tumeurs cérébrales malignes définissent certaines tumeurs primaires ainsi que toutes les lésions cérébrales métastatiques. Elles sont constituées de cellules qui se divisent relativement vite.[6]

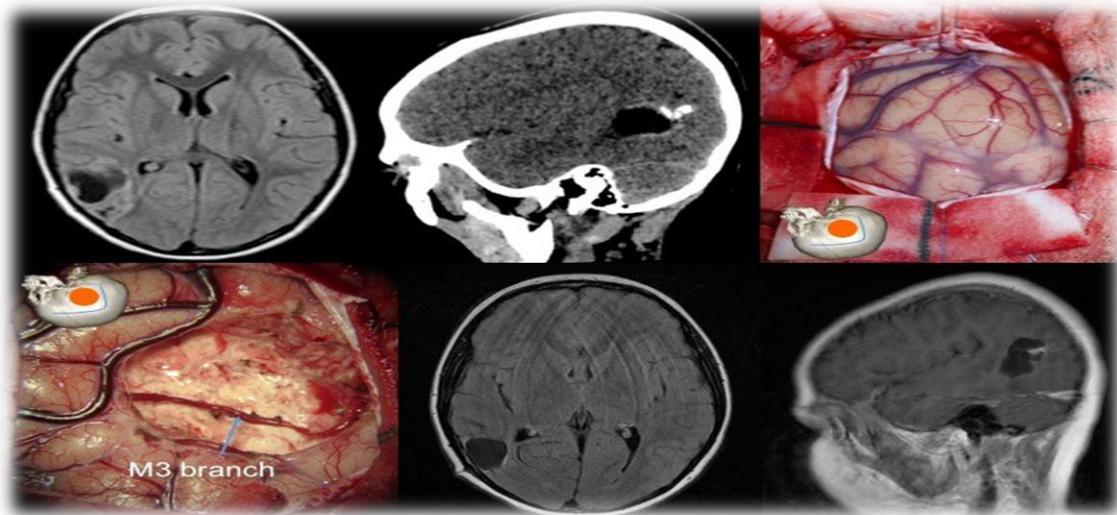


Figure 1. 7 : Les Tumeurs cérébrales.

3.3. Développement

Lorsqu'une tumeur perturbe le fonctionnement d'une région du cerveau, les troubles qui apparaissent varient selon les fonctions contrôlées par la zone touchée. Par exemple, une tumeur qui se développe dans la zone du cerveau chargée de l'analyse des informations visuelles entraîne des troubles de la vision. Une tumeur située dans la partie frontale du cerveau (qui gouverne la personnalité, les capacités d'analyse et de Raisonnement, etc.) provoque de la confusion, un changement de la personnalité, des troubles émotionnels, etc. Parce que l'hémisphère gauche du cerveau contrôle la moitié droite du corps et vice-versa, certains symptômes ne sont observés que d'un seul côté du corps : par exemple, une tumeur située dans l'hémisphère gauche du cerveau, dans la zone où sont contrôlés les mouvements, peut provoquer des difficultés à accomplir des tâches avec la main droite, la main gauche restant parfaitement fonctionnelle....[7] Lorsque la tumeur se développe au niveau de

L'hypothalamus (une région qui contrôle l'équilibre hormonal), les symptômes de la tumeur peuvent être un arrêt des règles ou des troubles thyroïdiens.

3.3.1. Les facteurs de risques

Un facteur de risque est quelque chose, comme un comportement, une substance ou un état, qui accroît le risque d'apparition d'un cancer. La plupart des cancers sont attribuables à de nombreux facteurs de risque, mais il arrive que les tumeurs au cerveau et à la moelle épinière apparaissent chez des personnes qui ne présentent aucun des facteurs de risque décrits ci-dessous... [8] en général, les tumeurs au cerveau et à la moelle épinière sont plus courantes chez les enfants et les adultes âgés. Certains types surviennent plus fréquemment chez les enfants, tandis que d'autres surviennent plus souvent chez les adultes. La plupart des types de tumeurs au cerveau et à la moelle épinière sont plus fréquents chez les hommes, mais certains, comme le méningiome, apparaissent plus couramment chez les femmes. Certaines personnes atteintes de troubles génétiques spécifiques présentent un risque plus élevé que la moyenne d'avoir une tumeur au cerveau ou à la moelle épinière. Discutez de votre risque avec votre médecin. Si vous êtes atteint d'un trouble génétique qui fait augmenter votre risque d'avoir une tumeur au cerveau ou à la moelle épinière, vous pourriez devoir consulter votre médecin plus souvent pour vérifier la présence d'un tel cancer. Ce dernier vous indiquera quels examens passer et à quelle fréquence... [8]

3.4. Types de tumeurs cérébrales

- **Adénome hypophysaire**

Tumeur bénigne qui se développe au niveau de l'hypophyse. Cette tumeur peut causer des troubles hormonaux (arrêt des règles par exemple) ou parfois des troubles de la vue...[9]

- **Astrocytome**

Tumeur qui se développe à partir des cellules gliales appelées astrocytes. Ils peuvent apparaître dans n'importe quelle zone du cerveau. Les astrocytomes sont classés en quatre grades, selon leur agressivité et la vitesse à laquelle ils se développent. Les astrocytomes

De grade 1 et 2 sont considérés comme bénins, ils évoluent lentement. Les astrocytomes de grade 3 sont malins, ils évoluent rapidement et ont tendance à s'infiltrer dans plusieurs zones du cerveau. Les astrocytomes de grade 4, appelés aussi « glioblastomes », sont les tumeurs les plus agressives.

- **Ependymome**

Tumeur le plus souvent bénigne, qui se développe dans les ventricules du cerveau ou le long des canaux qui transportent le liquide céphalo-rachidien. C'est un type de gliome. L'épendymome peut être localisé dans le cerveau ou au niveau de la moelle épinière.[9]

- **Glioblastome**

Tumeur de la famille des gliomes. Le glioblastome représente 20 % de l'ensemble des tumeurs du cerveau. Il se développe rapidement et s'étend dans plusieurs zones du cerveau en même temps. Après un traitement complet (chirurgie et radiothérapie), la progression de la tumeur peut être ralentie ou stoppée pendant plusieurs mois.

- **Gliome**

Catégorie de tumeurs du cerveau qui se développent à partir des cellules gliales. Il existe plusieurs types de gliomes, dont certains sont cancéreux et d'autres non cancéreux. La majorité des tumeurs du cerveau sont des gliomes.

- **Méningiome**

Tumeur le plus souvent bénigne, qui se développe à partir des méninges. Un méningiome peut être localisé n'importe où autour du cerveau et de la moelle épinière.

- **Neurinome**

Tumeur le plus souvent bénigne qui se développe à partir des cellules qui entourent les nerfs (appelées cellules de Schwann). Le neurinome le plus fréquent se développe dans le

Cerveau, sur le nerf acoustique (responsable de l'audition), qui relie l'oreille et le cerveau. On l'appelle aussi schwannome.

- **Neurofibrome**

Tumeur qui se développe à partir des nerfs, le plus souvent le nerf acoustique responsable de l'audition. Les neurofibromes sont des tumeurs Bénéignes qui peuvent évoluer en tumeurs malignes, notamment lorsqu'elles sont liées à une maladie génétique appelée neurofibromatose.

- **Oligodendrogliome**

Tumeur qui se développe à partir des oligodendrocytes, un type de cellule gliale. Un oligodendrogliome peut être localisé dans n'importe quelle zone du cerveau. Il en existe deux types : les oligodendrogliomes de bas grade, qui évolue lentement et les oligodendrogliomes, de hauts grades qui sont malins et évoluent plus rapidement...[9]

3.5. Le diagnostic des tumeurs cérébrales

Le diagnostic est un processus qui permet d'identifier la cause d'un problème de santé. Le processus diagnostique de la tumeur au cerveau ou à la moelle épinière débute habituellement par une visite à votre médecin de famille. Le médecin vous questionnera sur les Symptômes que vous éprouvez et il pourrait vous faire un examen physique. En se basant sur ces informations, il est possible que votre médecin vous dirige vers un spécialiste ou qu'il vous prescrive des examens afin de vérifier la présence d'une tumeur au cerveau ou à la moelle épinière ou d'autres problèmes de santé.

3.5.1. Examen clinique

L'examen clinique et neurologique est réalisé au cours d'une consultation médicale, soit par le médecin traitant, soit par un médecin spécialiste du cerveau. Il consiste à évaluer l'état de santé général d'une part et le bon fonctionnement du système nerveux d'autre part. Il

examine l'ensemble du Corps (tension artérielle, battements du cœur, etc.), puis évalue le fonctionnement du système nerveux grâce à différents tests .[10]

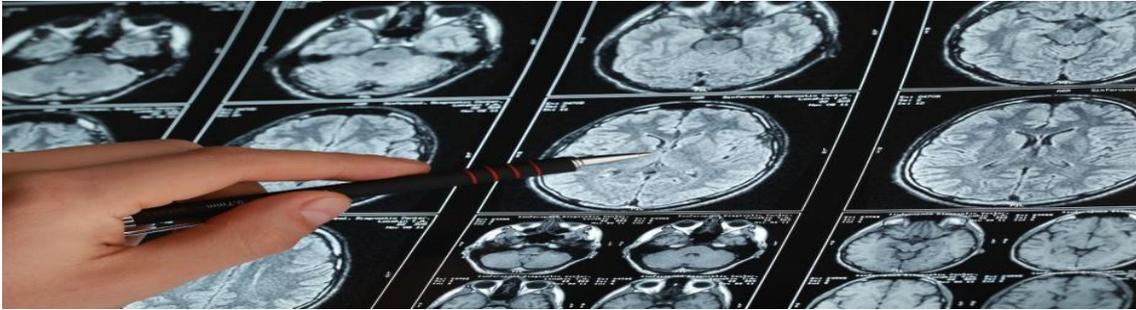


Figure 1. 8 : examen clinique à propos de tumeurs cérébrales.

4. L'imagerie médicale cérébrale

L'imagerie médicale est une discipline à visée tant diagnostique que thérapeutique. Elle est en perpétuelle évolution et joue, de plus en plus, un rôle important dans la prise en charge des Patients... [11]



Figure 1. 9 : l'affichage médical cérébral.

5. IRM

5.1. Phénomène de la résonance

La résonance est un phénomène selon lequel certains systèmes physiques (électriques, mécaniques...) sont sensibles à certaines fréquences. Un système résonant peut accumuler une énergie, si celle-ci est appliquée sous forme périodique, et proche d'une fréquence dite « fréquence de résonance ». Soumis à une telle excitation, le système va être le siège d'oscillations de plus en plus importantes, jusqu'à atteindre un régime d'équilibre qui dépend des éléments dissipatifs du système, ou bien jusqu'à une rupture d'un composant du système.

5.2. L'imagerie par résonance magnétique

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) est un examen qui permet d'obtenir des vues en deux ou trois dimensions de l'intérieur du corps. L'IRM donne des informations sur des lésions qui ne sont pas visibles sur les radiographies standards, l'échographie ou le scanner....[12]



Figure 1. 10 : l'imagerie par résonance magnétique.

5.3. Principe général de l'IRM

Le principe de fonctionnement de l'IRM est basé sur un tout autre phénomène physique qui exploite les propriétés magnétiques des atomes. Chaque atome en effet dispose de propriétés magnétiques intrinsèques caractérisées notamment par un vecteur de magnétisation à l'image de l'aiguille d'une boussole....[13] Spontanément, ce vecteur a une orientation aléatoire dans l'espace. Lorsque ces atomes sont placés dans un champ magnétique élevé, ils s'orientent tous parallèlement au champ magnétique et se maintiennent ainsi dans une position d'équilibre. Lorsqu'ils sont excités par une onde radio (brève impulsion appelée onde de Radiofréquence RF) à une fréquence particulière (fréquence de Larmor) qui dépend du type d'atome et du champ magnétique, à la manière du son qui peut briser un verre à une fréquence donnée propre au cristal, ces atomes excités (phénomène de résonance) basculent leur vecteur d'aimantation d'un certain angle. L'intensité et la durée de l'onde RF influencent l'angle de basculement. À l'arrêt de l'onde RF, le vecteur des atomes revient à sa position d'équilibre (phénomène de relaxation) tout en émettant un signal qui est recueilli par des antennes réceptrices. Ce phénomène physique trouve deux domaines principaux d'application, un qui permet l'analyse du contenu chimique de certaines structures (utilisé en spectroscopie par résonance magnétique que nous n'aborderons pas ici), l'autre en imagerie médicale, l'IRM... [13]

5.3.1. Image pondérée en densité de protons

En Imagerie par Résonance magnétique (IRM), l'atome excité est le proton (H^+), principal constituant de la molécule d'eau (H_2O), l'eau étant un élément présent en plus ou moins grande quantité dans l'ensemble des tissus du corps humain. Les signaux recueillis par l'appareil en provenance des protons de l'eau du corps humain vont être analysés par informatique afin de reconstruire une image en coupes, qui peut être orientée d'emblée dans n'importe quel plan de l'espace choisi à l'avance (alors qu'en scanner les coupes à l'acquisition sont axiales transverses avant éventuelles reconstructions secondaires dans d'autres plans), les images pouvant être acquises soit directement par des techniques de coupe en 2 dimensions 2D, soit par acquisition d'emblée d'un volume 3D avec reconstructions secondaires de coupes 2D....[14]

5.4. Principes de formation d'une image en IRM

5.4.1. Le signal IRM

Le corps humain contient un grand nombre d'atomes d'hydrogène et, à l'heure actuelle, l'imagerie par résonance magnétique du corps humain est basée sur les propriétés magnétiques de ces atomes d'hydrogène. Le noyau de cet atome d'hydrogène est composé d'un unique proton (chargé positivement) qui est en mouvement. Tous ces protons peuvent être considérés comme des petits aimants. En plaçant le patient à l'intérieur du tunnel où règne un champ magnétique, tous ces protons vont s'aligner. Le système est en équilibre et la production d'images nécessite la survenue d'un élément perturbateur, excitateur : l'émission d'ondes radio. Lorsque celles-ci ont une fréquence particulière, les noyaux d'hydrogène vont être placés dans un état dit de «résonance». Cette mise en résonance produit une rotation des petits aimants du patient. Le retour à l'état normal produit une variation du champ magnétique. Dans une antenne correctement placée, cette variation du champ magnétique induit la formation d'un courant électrique : c'est le signal IRM.

5.4.2. Séquences IRM

La conjonction de séquences d'excitation différentes (pondération T1, T2, ou densité de protons) va permettre d'identifier le type de tissu composant la structure étudiée. Globalement, il est ainsi possible de différencier facilement des structures liquides[15] solides, la graisse, ainsi que les tissus tumoraux ou inflammatoires. Par contre les éléments contenant du Calcium (l'os et les calcifications) étant dépourvus d'eau et donc d'hydrogène H⁺, N'émettent Pas de signal et restent noires, ce qui explique la difficulté voire l'impossibilité de détecter des petites structures calcifiées en IRM. Des séquences utilisant des techniques particulières permettent de supprimer le signal de la graisse, d'autres sont très sensibles aux mouvements et notamment aux flux des liquides et sont utilisés en particulier des vaisseaux. L'utilisation d'un produit de contraste à base de Gadolinium permet d'apprécier le degré de vascularisation des tissus analysés (tout comme les produits de contraste iodés en scanner) ou la lumière des vaisseaux lors des explorations hagiographiques IRM (angio-IRM ou ARM).[15]

5.4.3. Image pondérée en T1, T2

Plus le signal en provenance d'un point donné du corps est intense, plus le point correspondant de l'image est blanc et inversement. L'intensité du signal dépend des paramètres physiques magnétiques propres à chaque tissu. Ces paramètres appelés temps de relaxation correspondent à la période de retour à l'équilibre (relaxation) des atomes d'hydrogène après leur excitation (résonance) par l'onde de radiofréquence. Pour chaque tissu, il existe deux types de temps de relaxation, le T1 et le T2 qui vont influencer sur l'intensité du signal obtenu. Le nombre des atomes d'hydrogène (densité de protons encore appelée ρ) dans le tissu va également influencer l'intensité du signal recueilli. L'excitation des protons se fait selon des séries successives d'impulsions RF appelées « séquences » d'excitation. Selon l'intensité, la durée et la succession des ondes RF émises dans les séquences d'excitation, le contraste de l'image va plus favoriser un paramètre, et c'est pourquoi ces séquences sont dites « pondérées » en ρ , en T1 ou en T2, certaines séquences hybrides mélangeant variablement ces paramètres... [16]

5.4.4. Obtention de l'information diagnostique

L'information diagnostique est tirée des différences d'intensité des signaux émis par le tissu normal et le tissu pathologique. Bien entendu si le tissu pathologique a des propriétés paramagnétiques proches du tissu sain, il peut être difficilement détectable... [17]

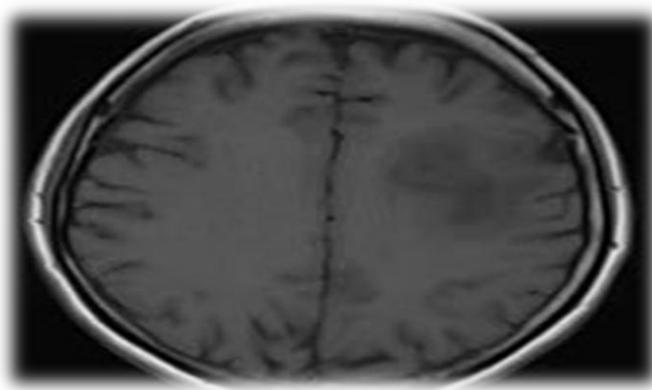


Figure 1. 11 : pondération T1.

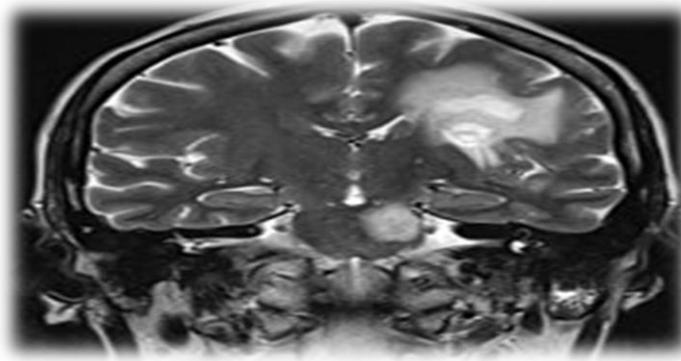


Figure 1. 12 : coupe coronale T2.

L'injection intra veineuse de contraste peut apporter dans certains cas des informations diagnostiques supplémentaires puis qu'elle permet de souligner :

- l'anatomie vasculaire.
- la formation de petits vaisseaux typiques de certaines lésions tumorales ou inflammatoires.[17]

5.5. Indications, limitations, performances de l'imagerie par résonance magnétique (IRM)

Au niveau cérébral, l'IRM est l'examen de routine dans la recherche d'une tumeur, d'un accident vasculaire ou d'une sclérose en plaques.

L'IRM est de loin Supérieure au scanner dans la recherche des lésions du parenchyme cérébral.

De par sa possibilité de fournir des images dans les 3 plans, l'IRM est particulièrement adaptée à la recherche de pathologie de l'hypophyse.

L'IRM permet également d'étudier les artères du cou et du cerveau.

6. CT Scanner --- Tomographie assistée par ordinateur

6.1. Définition du CT-scanner

Le CT est un appareil à rayons X couplé à un ordinateur. Il permet d'obtenir une imagerie en tranches des différentes parties du corps ainsi que de visualiser des tissus de densités différentes comme les poumons, les os, les tissus mous ou les vaisseaux sanguins. Il est utilisé pour le diagnostic des cancers, des traumatismes, des pathologies cardiovasculaires, infectieuses et ostéo-articulaires. Une technique d'imagerie médicale qui consiste à mesurer l'absorption des rayons X par les tissus puis par traitement informatique, à numériser et enfin reconstruire des images 2D ou 3D des structures anatomiques. Pour acquérir les données, on emploie la technique d'analyse tomographique ou « par coupes », en soumettant le patient au balayage d'un faisceau de rayons X... [18]

❖ tomographique

La tomographie (racine grecque tomée, coupe, et ainsi représentation en coupes) est une technique qui consiste à reconstruire le volume d'un objet (le corps humain dans le cas de l'imagerie médicale, une structure géologique dans le cas de la géophysique) à partir d'une série de mesures déportées à l'extérieur de l'objet. Ces mesures peuvent être effectuées à la surface même ou à une certaine distance. Le résultat est une reconstruction de certaines propriétés de l'intérieur de l'objet, selon le type d'information que fournissent les capteurs (capture d'une particule, pression acoustique, atténuation d'un faisceau lumineux, différence de vitesse ou de polarisation d'ondes sismiques...)... [19]

❖ Rayons x

Les rayons X sont un rayonnement électromagnétique comme les ondes radio, la lumière visible, ou les infrarouges. Cependant, ils peuvent être produits de deux manières très spécifiques :

- Par des changements d'orbite d'électrons provenant des couches électroniques
- Par accélération d'électrons (accélération au sens large : freinage, changement de trajectoire) ; on utilise deux systèmes : Le freinage des électrons sur une cible dans un

Tube à rayons X : les électrons sont extraits par chauffage d'un filament métallique, la cathode,

Et accélérés par un champ électrique dans un tube sous vide. À courbure de la trajectoire dans des accélérateurs de particules : c'est le rayonnement dit « synchrotron », qui est un cas particulier de Bremsstrahlung... [20]

6.2. Le principe de fonctionnement

Le scanner produit des images en coupes du corps humain à des fins diagnostiques. Il recherche des anomalies non détectables en radiologie ou à l'échographie. À l'origine, le scanner était utilisé pour examiner le cerveau, mais il s'est depuis étendu à tout l'organisme. Comme la radiographie classique, le scanner s'appuie sur l'absorption plus ou moins importante des rayons X du milieu traversé (les os, par exemple, étant beaucoup plus absorbants que les tissus mous), qui balayent le patient dans différentes directions afin d'obtenir des images en coupe. La technique du scanner permet ainsi l'exploitation précise de nombreux organes. Les images obtenues sont imprimées sur un film pour être étudiées ou reconstituées en trois dimensions au moyen d'outils informatiques reliés à l'appareil... [21] a l'intérieur du statif, il existe de part et d'autre de la table d'examen un tube à rayon X et un récepteur (barrette) qui tournent autour de la partie du corps à examiner en émettant un certain bruit. Avec cet appareil, l'irradiation est supérieure à celle d'une radiographie classique, mais l'avantage de cette technique est l'obtention, grâce à sa sensibilité, montrant des éléments jusqu'alors confondus sur les Clichés radiographiques. En effet, le scanner permet de visualiser tous les éléments profonds de l'organisme. Son principe est de choisir un plan de coupe et d'effectuer de multiples projections sous différents angles afin de connaître le coefficient d'atténuation en Chaque point du plan. Définissons ici le coefficient d'atténuation (linéique), (μ) d'un corps : ce dernier exprime la probabilité qu'a un photon à interagir avec la matière. Ses valeurs sont données en cm^{-1} et dépendent de l'énergie photonique (relative aux photons) incidente ainsi que de la masse volumique du corps traversé. C'est pourquoi, pour une énergie photonique donnée, plus le corps est dense, plus μ est élevé.[21] De plus, le scanner reconstitue l'image du corps en mesurant la densité des rayonnements X à travers celui-ci. Il est donc utile à ce stade de définir le terme de densité.[21]

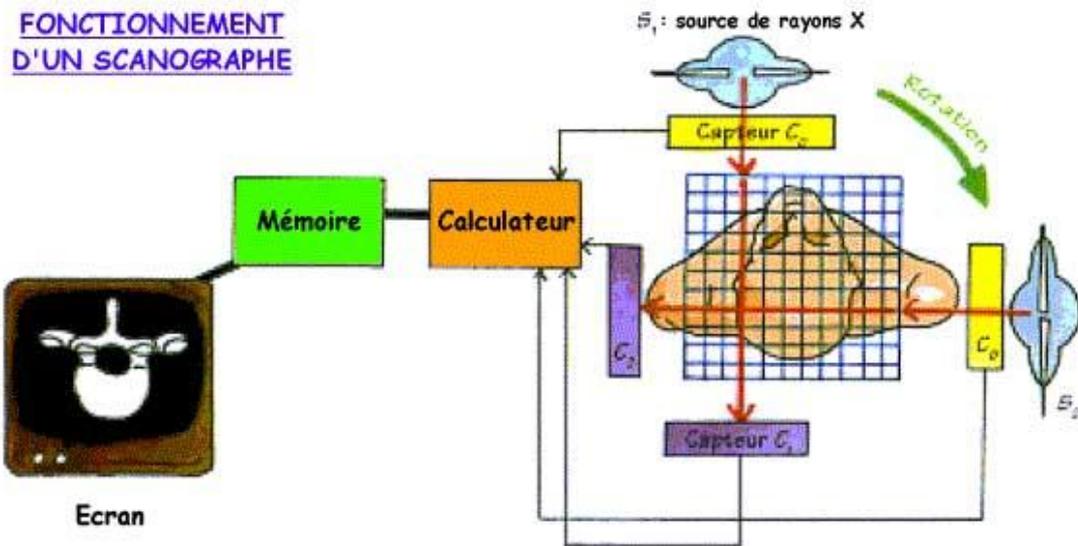


Figure 1. 13 : À propos du fonctionnement même d'un scanographe.

La réalisation la plus simple d'un scanner nécessite un émetteur de rayons X dont le faisceau se propage selon un axe dit « axe de détection ». Un détecteur électronique. Ensuite il balaye point par point la tranche du corps à examiner en effectuant une rotation complète degré par degré. Une partie des rayons incidents (ceux qui entrent en contact avec le corps) sont absorbés par les tissus traversés. Le rayonnement émergent (celui qui ressort du corps) est capté par un autre détecteur électronique (le capteur violet C_1 quand la source est en S_1 et le capteur violet C_2 quand la source est en S_2 sur le schéma ci-dessus) qui va mesurer l'intensité résiduelle du faisceau qui a traversé le corps. Le détecteur tourne en même temps que le tube, de façon synchrone (en même temps). Pendant ce temps, rayons X incidents et émergents captés sont comparés et transformés en signaux électriques qui sont à leur tour convertis en informations numériques qui sont exploitables par les programmes de l'ordinateur. Il y a donc des détecteurs électroniques qui recueillent le rayonnement avant et après avoir traversé l'organe à explorer. Un traitement informatique complexe permet ensuite de faire apparaître sur l'écran l'image reconstituée d'une coupe axiale.

Cette image plane numérique traduit les variations d'absorption des tissus traversés auxquelles sont associées des variations de nuances (noir, gris, blanc) : l'ordinateur donne à chaque pixel un niveau de gris correspondant au coefficient d'absorption.....[21]

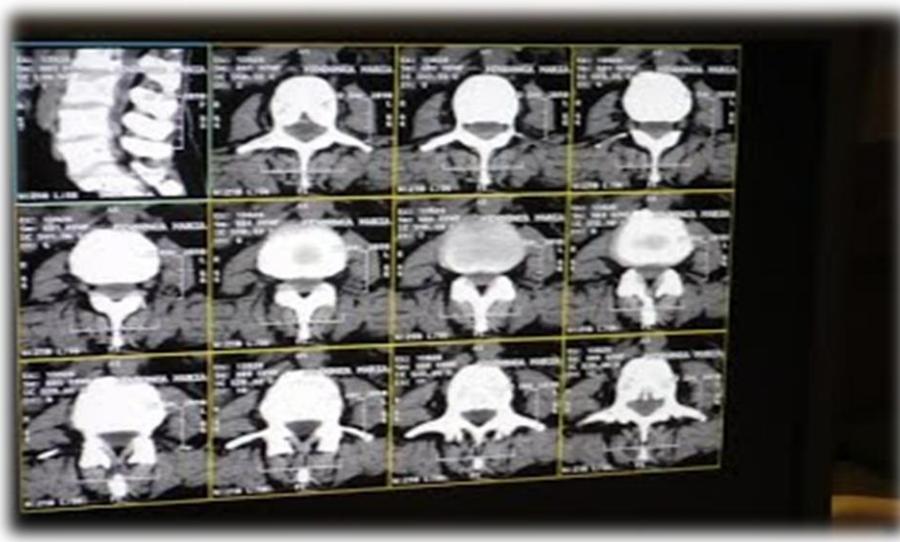


Figure 1. 14 : affichage d'un examen scanné.

On dispose aujourd'hui de scanners multi coupe (caractérisée par l'introduction d'un nouveau système de détection). En multipliant les rangées de détecteurs, l'appareil est capable de fournir plusieurs « coupes » simultanées. On est passé du scanner 4 coupes par rotation aux 64 coupes. Le dernier né est le scanner 320 coupes qui permet d'obtenir une image très rapidement (en quelques millisecondes). Cela permet entre autres de réduire les irradiations de rayons X, d'avoir des temps d'examen plus courts (réduire les temps d'acquisition), et d'obtenir plus d'informations pour certaines explorations...[21]

6.3. Indications / Limitations

- facilement accessible/disponible, relativement bon marché.
- rapide.
- dont l'environnement (absence de champ magnétique) permet d'effectuer un geste interventionnel ou diagnostique ou une réanimation sans matériel spécial ou coûteux; d'examiner des patients porteurs d'un stimulateur cardiaque ou d'un clip ferromagnétique.
- ayant un haut pouvoir de résolution et donc d'avoir des reconstructions coronales et sagittales... [22] au total, les indications de la tomodensitométrie abdominale sont vastes et une énumération non exhaustive est effectuée ci-dessous :

- **Foie** dans le cadre de lésions traumatiques, recherche d'abcès et autres lésions infectieuses (kyste échinocoque par ex., recherche de tumeur primitive ou secondaire).
- **Rate** dans le cadre de lésions traumatiques, recherche de lésions infectieuses.
- **Pancréas** dans le cadre de lésions traumatiques, recherche de pancréatite aigüe, recherche/bilan d'un cancer du pancréas.
- **Reins** dans le cadre de lésions traumatiques, recherche de lésion infectieuse (abcès), recherche/bilan d'un cancer du rein.
- **Petit intestin (grêle)** recherche d'un épaissement de la paroi intestinale indicative d'une maladie[23]

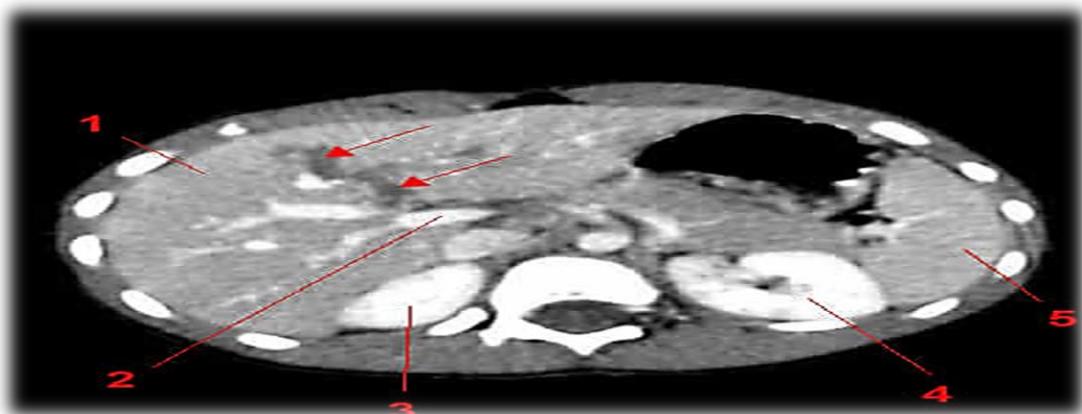


Figure 1. 15 : Déroulement d'un examen de tomodensitométrie abdominale (scanner).

- **Mésentère** recherche d'une infiltration de la graisse, d'un effet de masse (carcinoïde), de ganglions.
- **Gros intestin (Côlon)** : recherche d'un épaissement de la paroi colique indicative d'une maladie inflammatoire intestinale (crown), d'une ischémie intestinale, d'une colite (Inflammation intestinale), voire d'un néoplasie; détection d'un diverticule ou la mise en évidence d'un abcès.
- **évaluation de lésions vasculaires** : (dissection et anévrisme de l'aorte abdominale, thrombose de l'artère mésentérique supérieure).
- **évaluation du rétro péritoine** : (ganglions, masses)..... [22]

7. Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre les notions essentielles liées à l'anatomie du cerveau et les principales régions cérébrales qui ont une importance dans l'examen et le diagnostic clinique. Nous avons présenté également les principes d'acquisition des images médicales et les différentes modalités d'acquisitions avec leurs technologies spécifiques. Le traitement et la segmentation des images médicales issues de ces différentes modalités apportent une aide consistante en termes de diagnostic précoce et de caractérisation des tissus cérébraux. Nous avons remarqué que l'imagerie à Résonance magnétique est une technique d'imagerie médicale et le CT-SCANNER très utile pour l'observation du cerveau. Car, ils donnent les informations les plus riches (la résolution spatiale habituelle est de l'ordre du millimètre). Nous avons vu que les principales tumeurs cérébrales sont les gliomes, les méningiomes, les adénomes hypophysaires et les métastases cérébrales. On a remarqué qu'il y a des problèmes liés à l'anatomie du cerveau humain du fait qu'elle est compliquée dans le sens où elle présente de nombreuses structures cérébrales enchevêtrées, très diverses dans leurs formes et dans leurs compositions tissulaires. Ce chapitre s'est axé sur les notions essentielles Liées à l'anatomie du cerveau et les principales régions cérébrales en relation avec les pathologies et le diagnostic clinique.

Chapitre 02

1. Introduction

Au cours d'une étude clinique ou de l'établissement d'un diagnostic, de nombreuses sources d'informations sont mises à la disposition des cliniciens différentes modalités d'imagerie, et différents outils servant à mieux étudier la structure ou la pathologie. Le clinicien doit effectuer la synthèse de ces différentes informations afin de réaliser un diagnostic et/ou un traitement précis et fiable. Toutefois, cette synthèse peut être longue, fastidieuse et reste très dépendante de l'opérateur qui s'en charge. Le but ultime accompagné de l'analyse d'images est d'extraire informations sous-jacentes utiles contenues dans le traitement images. Par conséquent, de nombreux processus peuvent avoir lieu tels que le recalage d'images et la fusion d'images. Le recalage consiste à aligner les images les unes par rapport aux autres. L'entrée pour ce processus est deux images : l'image originale est connue comme l'image de référence tandis que l'image qui sera alignée avec l'image de référence est connue comme l'image détectée. Le résultat de cette étape peut aider dans d'autres processus d'analyse y compris la fusion d'images. La fusion d'images est à son tour le processus de produire des images plus informatives et mieux descriptives sur la base des entrées. Pratiquement, les fusions d'images, ainsi que le recalage d'image, sont perçues comme un assistant important qui produit une aide précieuse dans de nombreux domaines d'application. Images médicales en génie biomédical, prévisions météorologiques en télédétection et systèmes d'information géographique (SIG) dans les domaines de la vision industrielle sont quelques exemples de ces domaines d'application de nos jours, l'acquisition de haute résolution et plus informative la description des Anatomies et des fonctions humaines devient possibles grâce aux progrès rapides de la technologie de l'imagerie médicale. Un tel développement encourage la recherche dans le domaine médical et le domaine d'analyse d'images. De plus, l'importance croissante des images médicales dans les applications cliniques ont fourni un impact sur ce domaine de recherche au cours des deux dernières décennies, le nombre d'articles scientifiques publiés en image médicale. La fusion a souvent été augmentée. L'augmentation dans ce contexte est principalement influencée par l'utilisation étendue de dispositifs de diagnostic médical, confiance croissante dans les technologies basées sur le diagnostic médical et développement rapide de Technologies de l'informatique et de l'imagerie. De plus, la convivialité, ainsi que la simplification de ces technologies, les amène à être plus conviviales pour le personnel médical.

2. La procédure générale de fusion d'images

2.1. Définition de la fusion

La fusion consiste à produire une nouvelle image qui conserve une partie de l'information contenue dans chacune des images originales. L'objectif est de créer une synergie, c'est-à-dire d'obtenir une image fusionnée géométriquement et/ou sémantiquement plus riche qu'une image initiale. De nombreuses méthodes sont capables de réaliser une fusion d'images. Elles diffèrent par la manière selon laquelle elles favorisent telle ou telle caractéristique des images originales. Le choix d'une méthode est donc conditionné par l'application et, à cet égard, la spatio-cartographie est qu'un des domaines susceptibles de tirer profit des techniques de fusion.[24]

2.2. La nécessité de la fusion

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

2.3. Le recalage des images

2.3.1. Définition

L'idée directrice du recalage d'images est de combiner les informations fournies par deux ou plusieurs images d'une même scène, mais obtenues à différents instants ou, encore, de différents points de vue ou à l'aide de différentes modalités d'acquisition. Il s'agit, donc, de déterminer la mise en correspondance d'informations telles que les positions, les niveaux de gris, les structures, etc., représentant une même réalité physique sur les différentes images. Le résultat final sera alors donné soit, sous la forme d'un vecteur de paramètres décrivant la transformation qui met en correspondance ces informations, soit, sous celle d'une image résultant de cette mise

En correspondance. Avec un sens formel on dit : trouver une transformation T telle que $T(I)$ soit similaire à J au sens d'un certain critère prédéfinie

$$T = \min_{T \in E} C(T(I), J) \quad (1)$$

Avec :

C : Critère de dissimilarité (min) ou de similarité (max),

E : Espace des transformations (rigide élastique....) min : Méthodes d'optimisation.

2.3.2. Le principe de recalage des images

Le processus de recalage revient à se donner une transformation, un ensemble de transformations possibles, deux images (ou des informations extraites de ces images), puis un critère de dissimilarité (min) ou similarité (max) que l'on optimise. Donc tout processus de recalage doit être essentiellement défini par quatre critères principaux [25] :

- Relation entre les images et nature des primitives.
- Espace et nature des transformations.
- Critères de similarité.
- Méthodes d'optimisation.

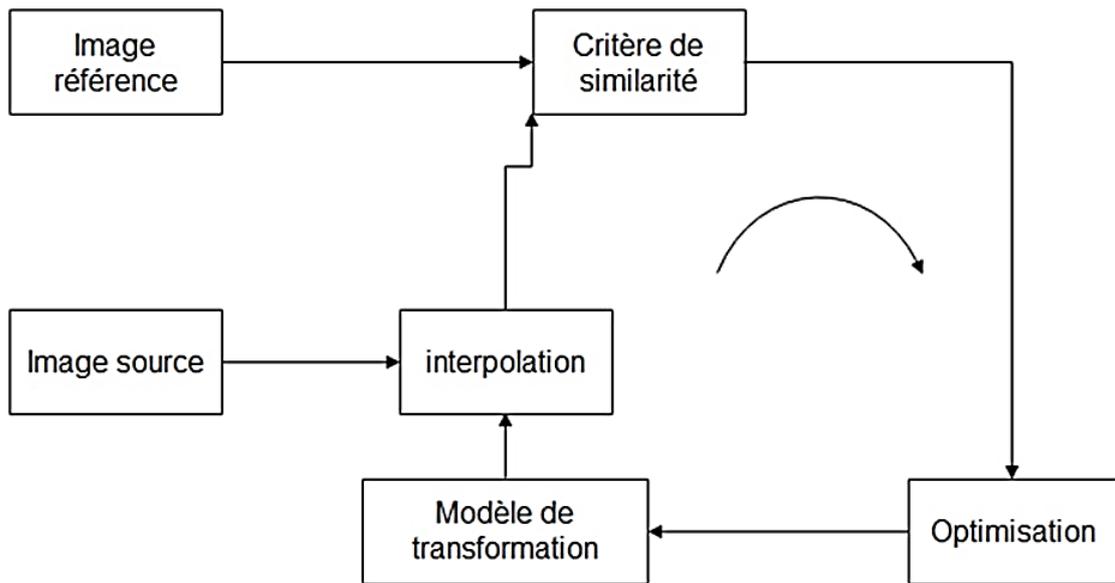


Figure 2. 1 : Schéma du principe général du recalage de l'image cible sur image de référence.

2.3.3. Les différentes méthodes de recalage

Le recalage est défini comme étant une technique qui consiste à chercher une transformation géométrique pour passer d'une image à une autre. Le recalage est dit rigide si la transformation est affine (rotation et translation). Il est dit non rigide si la transformation géométrique est d'ordre supérieur (polynômes, splines...) ou bien si la transformation est non paramétrique. Les méthodes de recalage peuvent être vues comme combinaison de ces quatre composants[26] :

- l'espace de primitives : permet d'extraire l'information qui va être utilisée pour la mise en correspondance.
- L'espace de recherche : constitue la classe des transformations capables de recalcr les deux images.
- La stratégie de recherche : décide du choix de la transformation à tester dans l'espace de recherche afin de trouver la transformation optimale.
- La métrique de similarité : détermine la métrique relative pour chacun des tests. La recherche continue suivant la stratégie de l'étape 3 jusqu'à ce qu'une transformation

ayant une mesure de similarité satisfaisante soit trouvée. La Figure 2 illustre les Méthodes automatiques proposées dans la littérature pour recalcr deux ensembles de points. Nous explorons les deux grandes familles (itératives et non itératives) du recalage rigide que constitue l'objet du stage.[26]

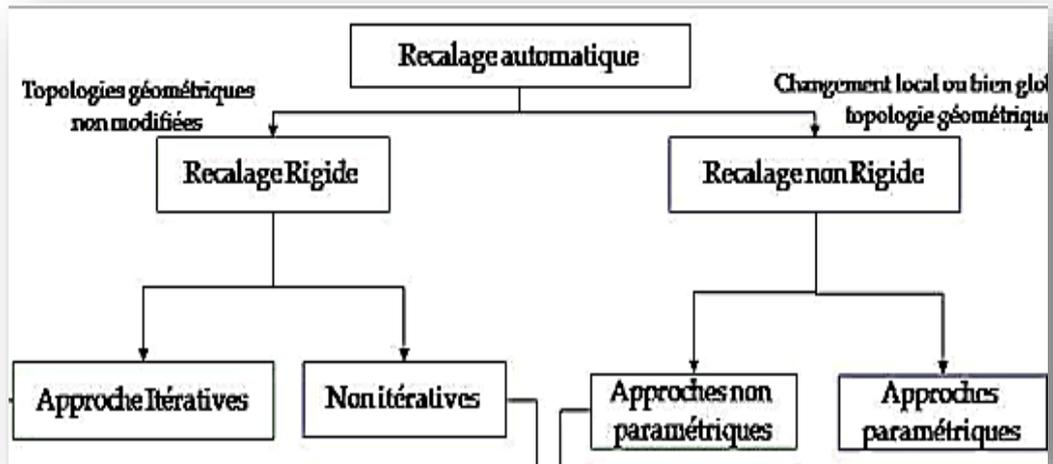


Figure 2. 2 : Synthèse des Méthodes de recalage des images.

➤ **Recalage rigide : Iterative Closest Point (ICP)**

L'algorithme ICP (Iterative Closest Point) est l'un des algorithmes les plus répandus pour le recalage de données 3D. Un module optimisé de recalage basé sur cet algorithme a été réalisé au sein du centre de robotique de Mines ParisTech.[27] Différentes variantes de l'algorithme ICP ont été développées, les différences sont essentiellement au niveau des points suivants :

- la sélection des points à apparier (échantillonnage des données, sélection des points de contrôle).
- la technique d'appariement utilisée.
- la pondération des paires de points appariés.

- le rejet des mauvais appariements.
- Le type de critère à minimiser et l'algorithme de minimisation utilisés pour l'estimation de la transformation des études comparatives des variantes d'ICP peuvent être trouvés dans [27] .

➤ **Recalage non rigide** : approches morphologiques.

La morphologie mathématique est une branche des mathématiques présentant des liens forts avec l'algèbre, la théorie des treillis, la topologie et les probabilités. Elle fournit des outils de filtrage, segmentation, quantification et modélisation d'images pour diverses applications en biologie, en multimédia et en imagerie médicale. L'exploration des approches morphologiques dans le contexte de recalage rigide constitue une piste de recherche très prometteuse. D'ailleurs, une variante morphologique de l'algorithme ICP utilise le diagramme de Voronoi (principe de croissance de régions) et permet d'accélérer l'étape de recherche des points les plus proches dans l'algorithme ICP [28].

2.4. Techniques de fusion d'image

2.4.1. Extraction de caractéristiques

Dans cette étape, les caractéristiques des images recalées extraient et produisent une ou plusieurs cartes de caractéristiques pour chacune des images d'entrée.[29]

2.4.2. Étiquetage des décisions

À partir d'un critère donné, un ensemble de cartes de décision est produit en appliquant un opérateur de décision qui vise à étiqueter les pixels des images recalées ou les cartes de caractéristiques.

2.4.3. Équivalence sémantique

Dans certains cas, les cartes de caractéristiques/de décision obtenue peuvent ne pas se référer au même objet/phénomène. Dans ces cas, la Sémantique l'équivalence est appliquée pour lier ces cartes[29] à l'objet commun/ phénomènes pour faciliter la procédure de fusion. Il est important de noter qu'une telle procédure est inutile pour les entrées obtenues à partir du même type de capteurs.

2.4.4. Étalonnage radiométrique

Dans cette étape, les images d'entrée et la fonctionnalité alignées spatialement les cartes sont transformées à une échelle commune pour aboutir à un format de représentation commun pour servir d'entrée à la prochaine étape de fusion.[29]

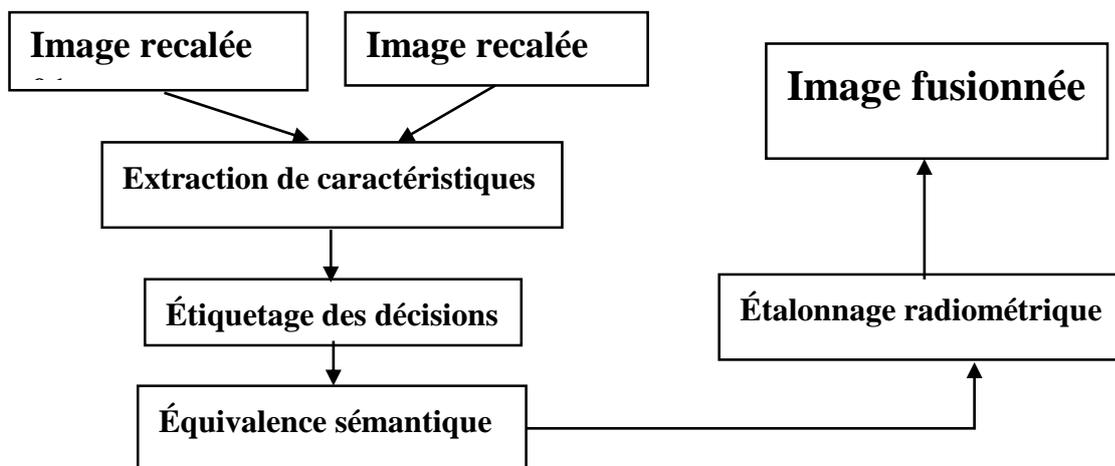


Figure 2. 3 : les Techniques de fusion d'image.

3. Recalage des images médicales

Comme mentionné précédemment, le but ultime du recalage processus consiste à aligner les caractéristiques correspondantes dans certains sens images par rapport à une référence. Un

tel processus est essentiel à la réalisation du processus de fusion. Son importance est due à la fusion/fusion des images qui est principalement effectuée sur la base des caractéristiques Correspondantes de ces images. Tout au long du temps, diverses méthodes ont été présentées pour effectuer l'alignement d'images Tâche d'inscription.

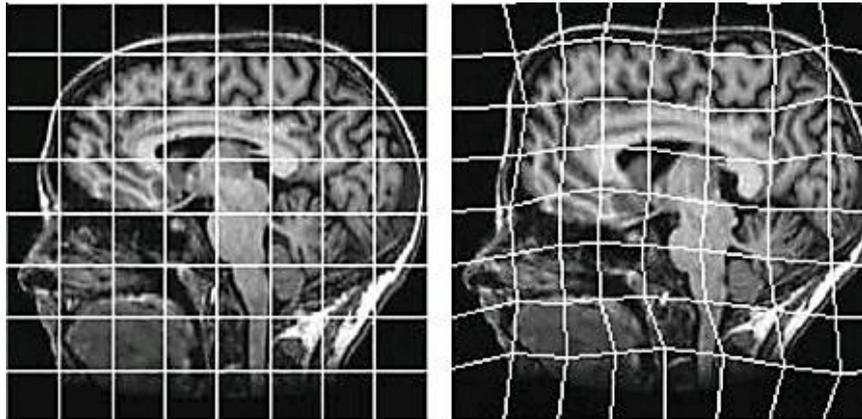


Figure 2. 4 : un exemple de Recalage des images médicales.

4. Fusion des images médicales

La fusion d'images est le processus qui vise produire une image plus représentative en fusionnant les entrées des images les unes avec les autres différentes méthodes ont été proposées pour atteindre l'objectif de fusion requis.

4.1. Les Méthodes de la fusion médicale

4.1.1. Méthodes de fusion de pixels

La fusion d'images intègre les informations spatiales d'une image panchromatique haute résolution et les informations de couleur d'une image multi spectrale basse résolution pour produire une image MS haute résolution. La technique génère une seule nouvelle image améliorée qui fournit des informations plus riches que chacune des images individuelles.

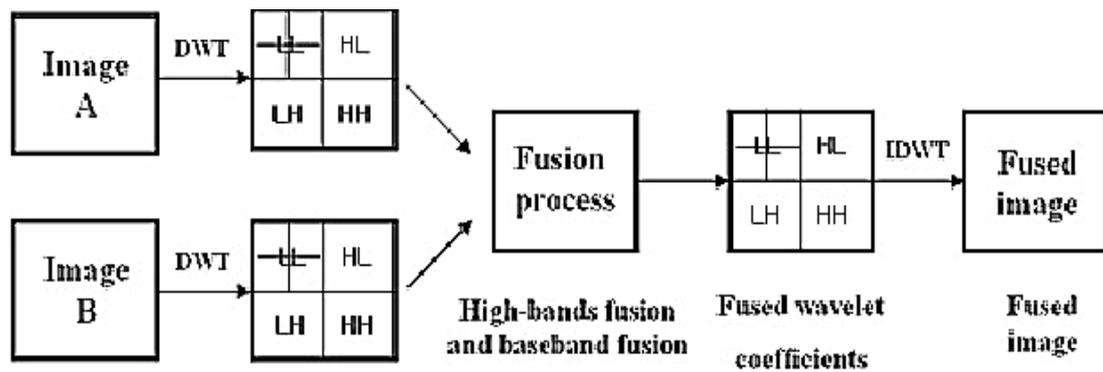


Figure 2. 5 : Fusion de pixels dans le traitement d'images médicales.

La fusion d'images peut être effectuée à différents niveaux de représentation de l'information, à savoir : niveau pixel, niveau caractéristique et niveau décision. Presque tous les algorithmes de fusion d'images développés à ce jour ne fonctionnent qu'au niveau des pixels. L'une des clés des algorithmes de fusion d'images est de savoir comment représenter efficacement et complètement les images sources.[30]

4.1.2. Méthodes de sous-espace

Ces méthodes sont un ensemble de techniques statistiques qui suppriment la corrélation entre les images d'entrée. Sur d'autres mots, une image d'entrée de grande dimension est projetée sur un espace ou sous-espace de dimension inférieure pour les raisons suivantes :

- **Visualisation** : la réduction des dimensions des images aide dans la compréhension de la structure intrinsèque des données d'entrée.
- **Généralisation** : projeter les images dans les dimensions inférieures permet une meilleure généralisation.
- **Calcul** : traiter des images en basse dimension espaces est plus rapide et nécessite moins de mémoire que de traiter avec eux dans des espaces de dimension supérieure.
- **Modèle** : représenter les données dans les dimensions inférieures peut être utilisé comme modèle dans son droit.

Parmi ces méthodes on peut citer : Analyse en composantes principales (ACP), analyse en composantes indépendantes (ICA), factorisation matricielle non négative (NMF), analyse de corrélation canonique (CCA) et linéaire l'analyse discriminante (LDA) sont des exemples des méthodes de sous-espace[31]

4.1.3. Méthodes multiéchelles

Multiéchelle également connue sous le nom d'analyse multirésolution d'images consiste en un ensemble de techniques qui transforment chaque image d'entrée I afin qu'elle puisse être représentée de manière multi-échelle pour imaginer cela graphiquement, les séquences décomposées des images ils peuvent être disposées en une pyramide dont le bas contient l'image I0 qui est identique à l'image d'entrée I. Puis, aux niveaux suivants, les images sont reconstruites en appliquant un filtrage passe-bas le long avec sous-échantillonnage de l'image. Transformée en ondelettes discrète (DWT), complexe à double arbre transformé en ondelettes (CWT) et DWT non décimée (UDWT) représentent des exemples de méthodes qui entrent dans cette classe de méthodes. [32]

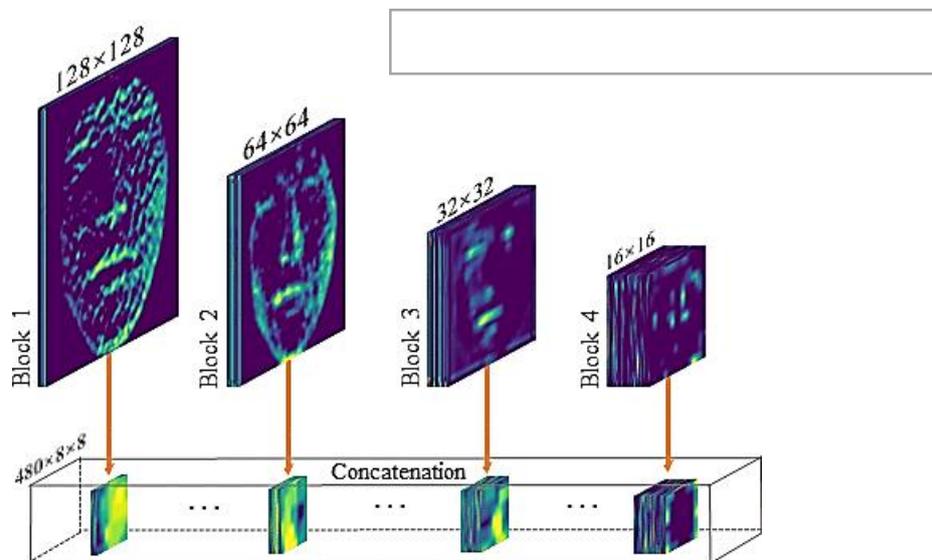


Figure 2. 6 : Méthodes multi échelles.

4.2. La fusion hybride des images médicales

Les méthodes hybrides qui sont une combinaison de plusieurs techniques de fusion (spatiales et/ou transformées) visant à jumeler les avantages et inconvénients.

4.2.1. La transformée en ondelette

L'analyse en ondelettes consiste à étudier le signal en fonction des différentes résolutions. Pour cela, on définit une fonction, l'ondelette mère, qui est Ondulante et localisée. C'est avec les ondelettes créées à partir de cette fonction par translation et dilatation que le signal est analysé [33]

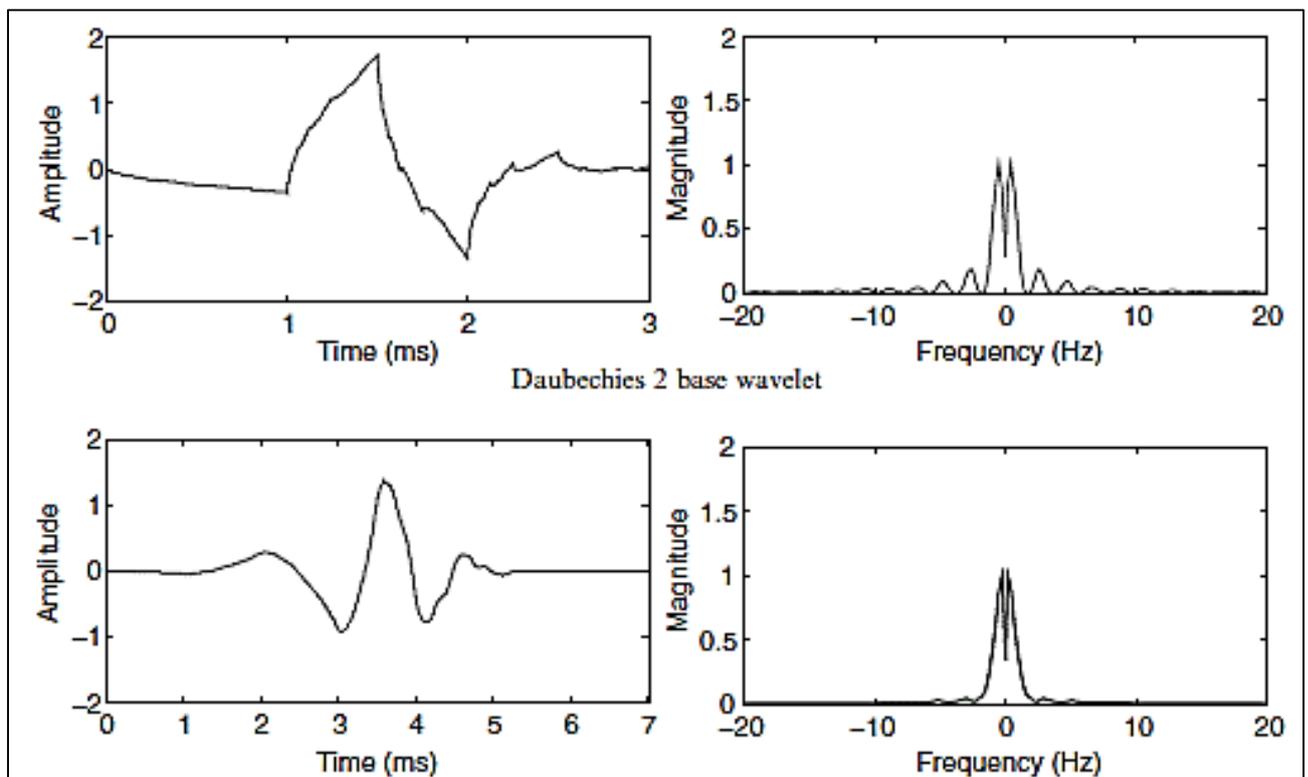


Figure 2. 7 : principe de la transformée en ondelettes.

La base d'ondelette est produite par :

$$\Psi_{a,b}(X) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \Psi\left(\frac{X-b}{a}\right) \quad (2)$$

Où a et b sont les pas de dilatation et translation avec $a > 0, b \in \mathfrak{R}$ La transformée en ondelettes peut s'appliquer dans le domaine continu comme le domaine discret. Mais en traitement d'images, il est impossible d'appliquer la transformée en ondelette continue, car l'image est une donnée discrète. C'est pour cela dans notre travail on s'intéresse que à la transformée en ondelettes dans domaine discret.[33]

4.2.2. La transformée en ondelettes discrètes (DWT)

La transformée en ondelettes discrète (DWT) représente la méthode MSD la plus populaire dans la fusion d'image, mais elles possèdent certaines limites. Il est difficile pour les ondelettes pour représenter les transitions d'images pointues telles que les bords. En outre, les ondelettes ne vont pas « voir » la finesse le long des contours et même les ondelettes séparables peuvent seulement capturer des informations directionnelles limitées. Pour surmonter les limites des ondelettes, des nouvelles transformées de MSD sont récemment introduites dans la fusion d'images telles que les bandelettes qui possèdent les propriétés principales des ondelettes et ont une particularité d'offre une grande sélectivité directionnelle. La transformée en ondelettes discrètes (DWT, Discrete Wavelet Transform) est une implémentation utilisant un ensemble discret d'échelles et de translations d'ondelettes obéissant à certaines règles. En d'autres termes, cette transformée décompose le signal en un ensemble d'ondelettes mutuellement orthogonales, ce qui constitue la différence principale avec la transformée en

ondelettes continues, ou son implémentation en séries discrètes dans le temps parfois appelées transformées en ondelettes continues discrètes dans le temps (DT-CWT, discrete-time continuous wavelet transform).[34] l'ondelette peut être construite à partir d'une fonction d'échelle décrivant les propriétés d'échelle du signal. La restriction d'orthogonalité avec les translations discrètes implique certaines conditions mathématiques, par exemple l'équation de dilatation[11]

$$\phi(x) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} a_k \phi(Sx - k) \quad (3)$$

Où S est un facteur d'échelle (prenant généralement une valeur de 2).

De plus, la zone entre les fonctions doit être normalisée et la fonction d'échelle doit être orthogonale par translation, c'est-à-dire qu'on a :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \phi(x)\phi(x+1)dx = \delta_{0,1} \quad (4)$$

Après introduction de conditions supplémentaires (les restrictions précédentes ne produisent pas une solution unique) nous pouvons obtenir Le résultat de toutes ces équations, c'est-à-dire un ensemble fini de coefficients a_k définissant la fonction d'échelle ainsi que l'ondelette. L'ondelette est obtenue à partir de la fonction d'échelle grâce à N où N est un entier pair. L'ensemble des ondelettes forme alors une base orthogonale que nous utilisons pour décomposer le signal. Notez qu'en général seuls quelques coefficients a_k sont non nuls, ce qui simplifie le calcul. Quelques fonctions d'échelle et d'ondelettes sont présentées dans la figure qui suit. La famille Daubechies est la famille la plus connue des ondelettes orthonormales. Ses ondelettes sont généralement dénommées par le nombre de coefficients a_k non nuls, on parlera donc d'ondelettes Daubechies 4, Daubechies 6, etc. Pour faire simple, les fonctions deviennent plus douces avec un nombre croissant de coefficients d'ondelettes. Comparez par exemple les

Ondelettes Daubechies 4 et 20 ci-dessous. La fonction la plus simple, l'ondelette de Haar, utilise une fonction porte comme fonction d'échelle.[11]

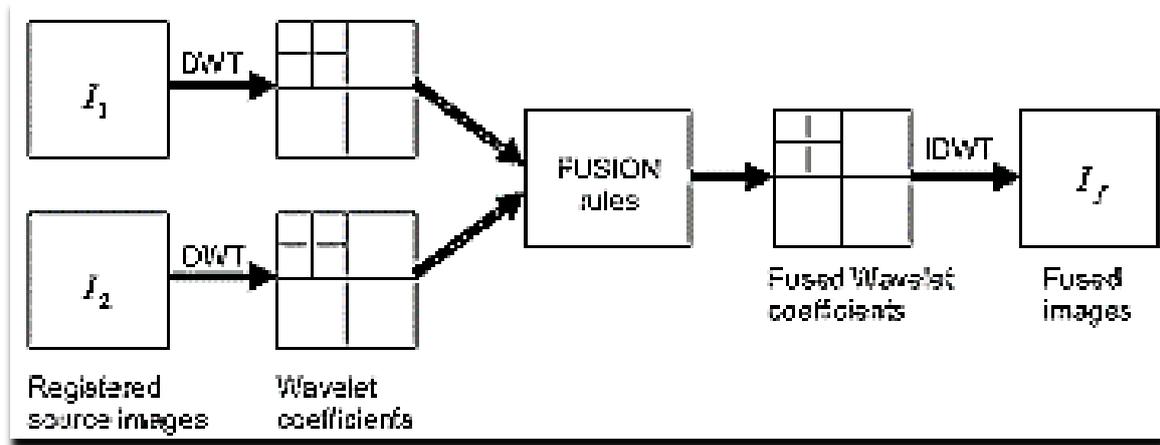


Figure 2. 8 : la fusion avec La transformée en ondelettes discrètes.

5. Conclusion

Le recalage d'images est un processus visant à déterminer quelle est la meilleure transformation qui permet d'aligner deux prises de vues. L'idée directrice du recalage d'images est de combiner les informations fournies par deux ou plusieurs images d'une même scène, mais obtenues à différents instants ou, encore, de différents points de vue ou à l'aide de différentes modalités d'acquisition. Il s'agit, donc, de déterminer la mise en correspondance d'informations telles que les positions, les niveaux de gris, les structures, etc., représentant une même réalité physique sur les différentes images. Les méthodes de recalage cherchent à déterminer la meilleure transformation au sens d'un critère de similarité. Cette transformation appartient à un ensemble de transformations caractérisé par différents types.

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. Nous avons aussi vu dans ce chapitre que la DWT joue un rôle essentiel dans la conception d'une méthode de fusions hybrides.

Chapitre 03

1. INTRODUCTION

Les images médicales sont omniprésentes dans la pratique courante clinique et hospitalière, elle sert à guider le diagnostic à planifier et contrôler l'action thérapeutique des pathologies. Suivant les techniques utilisées, les examens d'imagerie médicale permettent d'obtenir des informations sur l'anatomie des organes (leur taille, leur volume, leur localisation, la forme d'une éventuelle lésion, etc.) ou sur leur fonctionnement (leur physiologie, leur métabolisme, etc.). Chacune des modalités d'imagerie médicale a ses propres spécificités liées aux phénomènes physiques et physiologiques exploités. L'intensité d'un pixel dépend des caractéristiques chimiques ou physiques d'un tissu, elles-mêmes souvent liées à un phénomène physiologique. L'IRM a une capacité à réaliser des coupes dans tous les plans de l'espace et permet une ébauche de caractérisation tissulaire (eau, graisse, sang, etc.). Cette technique utilise les propriétés magnétiques du corps humain les images de tomographie (CT) peuvent clairement refléter la localisation précise des structures densestel que les os. Il est presque impossible d'obtenir les deux à partir de n'importe quelle modalité d'imagerie, car ils fournissent des informations sous différents aspects avec leurs propres avantages.

Par conséquent, il est nécessaire de fusionner les images IRM et CT pour répondre aux exigences d'un diagnostic plus complexe, par exemple la détection des tumeurs cérébrales. La fusion d'images médicales est devenue un outil largement utilisé pour créer des images de haute qualité avec une quantité d'informations utiles pour le diagnostic. Les méthodes de fusion peuvent combiner plusieurs images à partir de modalités d'imagerie uniques ou diverses. À l'heure actuelle, il existe plusieurs méthodes principales pour la fusion d'images médicales, telles que des méthodes hybrides basées sur un domaine spatial, ou un domaine de transformation, ou bien basées sur un réseau neuronal et d'autres. Dans le domaine spatial, les pixels des images peuvent être calculés directement. Il existe de nombreuses techniques, telles que l'analyse en composantes principales, méthode simple maximum/minimum, Intensité, teinte Saturation, Filtre passe-haut. Cependant, il peut produire une distorsion spatiale dans la fusion d'images en utilisant uniquement des méthodes de domaine spatial. Les méthodes hybrides peuvent améliorer la qualité des résultats de fusion. Les images sources peuvent être décomposées pour extraire des caractéristiques en plus d'être traitées directement. Par exemple, les méthodes basées sur la pyramide Laplacienne (LP) avec de multiples caractéristiques

Peuvent améliorer la capacité de présenter le contour et le contraste des images. En même temps, la règle de fusion pour la Couche de la texture est conçue en utilisant les coefficients communs obtenus par décomposition d'images. Par conséquent, le processus d'image la décomposition et la fusion ont une cohérence dans l'identification des textures, ce qui est bénéfique pour conserver plus de détails de texture. Pour les couches de base, nous choisissons la « Valeur Absolue Maximale ». Nous proposons une étape de prétraitement pour générer une « image commune » afin de contrôler le synchronisme du processus de décomposition des deux images sources. La règle de fusion conçue pour les couches de texture est construite en utilisant des coefficients communs obtenus en décomposant « l'image commune ». Nous établissons un contrôle de cohérence sur la carte de décision pour atténuer les effets de pas de la diffusion anisotrope. Nous modifions les réglages et sélections des paramètres dans l'algorithme proposé.

2. GÉNÉRALITÉ SUR LA DIFFUSION ANISTROPIQUE ET LA DÉCOMPOSITION LAPLACIENNE

2.1.DIFFUSION ANISOTROPE

La diffusion anisotrope traite les images comme des champs thermiques, et chaque pixel comme un flux de chaleur. Si le pixel (x, y) est significativement différent des autres dans le quartier, il peut être conservé comme frontière au lieu d'être diffusé. C'est-à-dire le filtre peut lisser une région uniforme d'une image donnée. [35] Pendant ce temps, nous utilisons une équation aux dérivées partielles (EDP) pour traiter les non- régions uniformes, c'est-à-dire les limites, ce qui est similaire au filtre bilatéral. L'équation de diffusion anisotrope est décrite comme :

$$\left\{ \begin{array}{l} I_t = \text{div}(C(x, y, t)\nabla I^{t-1}) \\ \quad = C(x, y, t) \nabla I^{t-1} + \nabla C \cdot \nabla I^{t-1} \\ I_0 = I \end{array} \right. \quad (1)$$

Où l'opérateur de divergence est indiqué par div , ∇ et 1 représentent l'opérateur Gradient et l'opérateur Laplace (divergence de gradient), respectivement. $C(x, y, t)$ indique le taux de diffusion, t signifie le nombre d'itérations t . Une inférieure image de résolution je peux être obtenu après l'anisotropie la fonction de diffusion est exécutée sur l'image $I(t-1)$. [35] La solution à l'éq. (1) est :

$$I_{x,y}^t = I_{x,y}^{t-1} + \lambda \left[CN_{x,y}^{t-1} \times \bar{\nabla}N I_{x,y}^{t-1} + CS_{x,y}^{t-1} \times \bar{\nabla}S I_{x,y}^{t-1} + CE_{x,y}^{t-1} \times \bar{\nabla}E I_{x,y}^{t-1} + CW_{x,y}^{t-1} \times \bar{\nabla}W I_{x,y}^{t-1} \right] \quad (2)$$

Où $\lambda \in [0, 1/4]$. $I_{x,y}^t$ Calculé à partir du précédent signifie le pixel (x, y) de l'image à l'échelle t . Les indices N, S, E et W sont l'abréviation de Nord Sud Est et Ouest. [35] Le symbole $\bar{\nabla}$ signifie les différences du plus proche voisin :

$$\begin{aligned} \bar{\nabla}N I_{x,y} &\equiv I_{x-1,y} - I_{x,y} \\ \bar{\nabla}S I_{x,y} &\equiv I_{x+1,y} - I_{x,y} \\ \bar{\nabla}E I_{x,y} &\equiv I_{x,y+1} - I_{x,y} \\ \bar{\nabla}W I_{x,y} &\equiv I_{x,y-1} - I_{x,y} \end{aligned} \quad (3)$$

Dans l'éq. (2), $CN_{x,y}^{t-1}$, $CS_{x,y}^{t-1}$, $CW_{x,y}^{t-1}$, $CE_{x,y}^{t-1}$ Indiquer la diffusion fonction $C(x, y,$

$t)$ dans les directions correspondantes, respectivement. [35] Ils sont définis comme :

$$\begin{aligned}
 C_{N_{x,y}}^{t-1} &= g \left(\left\| \left(\nabla I \right)_{x+\left(\frac{1}{2}\right),y}^{t-1} \right\| \right) = g \left(\left| \bar{\nabla}_N I_{x,y}^{t-1} \right| \right) \\
 C_{S_{x,y}}^{t-1} &= g \left(\left\| \left(\nabla I \right)_{x-\left(\frac{1}{2}\right),y}^{t-1} \right\| \right) = g \left(\left| \bar{\nabla}_S I_{x,y}^{t-1} \right| \right) \\
 C_{E_{x,y}}^{t-1} &= g \left(\left\| \left(\nabla I \right)_{x,y+\left(\frac{1}{2}\right)}^{t-1} \right\| \right) = g \left(\left| \bar{\nabla}_E I_{x,y}^{t-1} \right| \right) \\
 C_{W_{x,y}}^{t-1} &= g \left(\left\| \left(\nabla I \right)_{x,y-\left(\frac{1}{2}\right)}^{t-1} \right\| \right) = g \left(\left| \bar{\nabla}_W I_{x,y}^{t-1} \right| \right)
 \end{aligned} \tag{4}$$

2.2.SOMME DES LAPLACIENS MODIFIANT (LMS)

L'opération (LMS) est développée pour fournir des mesures locales de la qualité de la mise au point de l'image. L'opérateur est appliqué à la séquence d'images pour déterminer un ensemble de mesures de mise au point sur chaque image. Point un algorithme d'estimation de profondeur n'interpole un petit nombre de valeurs de mesure de mise au point pour obtenir des estimations de profondeur précises. Les résultats sont présentés que la précision et la robustesse de la méthode proposée. Ces résultats suggèrent que la forme à partir de la mise au point est une approche efficace pour une variété de problèmes d'inspection visuelle difficiles. Mais c'est seulement calculé la valeur Laplacienne de chaque pixel en horizontale et directions verticales. SML est défini comme :

$$ML(x, y) = |2I(x, y) - I(x - \text{step}, y) - I(x + \text{step}, y)| + |2I(x, y) - I(x, y - \text{step}) - I(x, y + \text{step})| \tag{5}$$

$$SML(x, y) = \sum_{i=-N}^N \sum_{j=-N}^N ML(x + i, y + j) \tag{6}$$

Où step désigne un espacement variable entre les pixels. La fenêtre d'accumulation sur le calcul de la valeur de ML est réglé sur $(2N + 1) \times (2N + 1)$.

3. MÉTHODE PROPOSÉE

Dans cette section, nous décrivons le modèle proposé pour les images d'IRM/CT pour la fusion d'images médicales. Nous supposons que la source IRM et les images CT sont bien enregistrées.

Nous n'avons pas besoin de prendre en compte les problèmes liés au recalage.

D'abord, nous générons une « image commune » I_0 basée sur deux images sources.

Après nous allons décomposer cette image avec l'algorithme S-ADE (Stitching – Anisotropic Diffusion Enhancement) pour obtenir les coefficients de décomposition communs (paramètres de direction).

Après décomposition de l'image, on obtient la couche de base et la couche de texture de chaque image.

Ensuite on fusionne la base couches en utilisant la méthode « Valeur absolue maximale ».

Les couches de texture sont fusionnées par l'algorithme NSMAL.

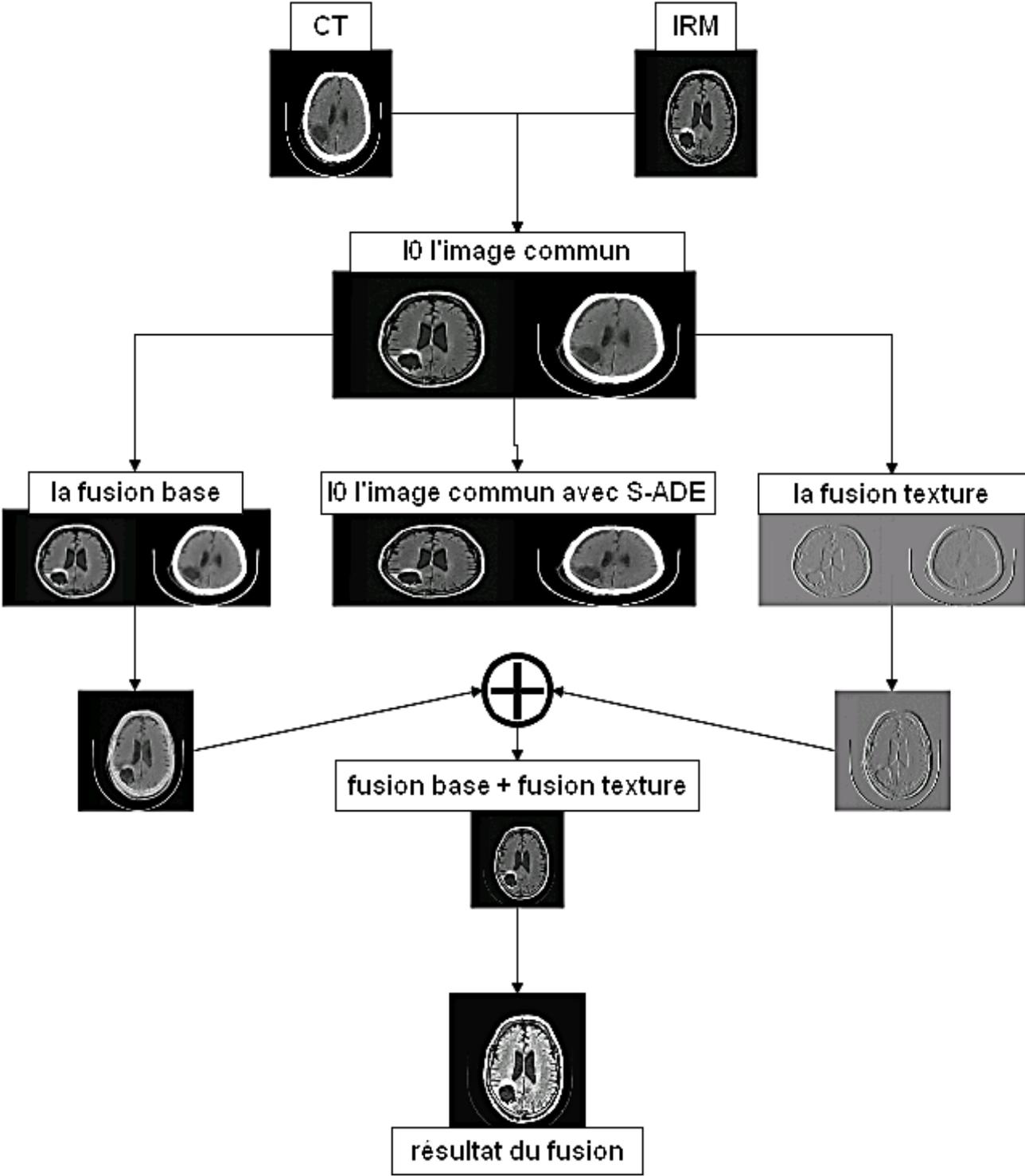


Figure 3. 1 : Le cadre du modèle de fusion d'images IRM/CT proposé.

3.1.DÉCOMPOSITION D'IMAGE À L'AIDE DE S-ADE

3.1.1. E-ADE

Le modèle ADE traditionnel peut être étendu. En détail, les quatre points les plus proches autour des pixels (x, y) sont dans les directions N, S, E et W de l'image. Les deuxièmes points les plus proches sont dans les directions Nord-Ouest (NW) Nord-Est (NE) Sud-Ouest (SW) et Sud-Est (SE). Il y a donc huit points contribuant au Calcul de l'énergie du pixel (x, y) . Les équations. (3) et (4) peuvent être étendus aux suivant:

$$\begin{aligned}
 \bar{\nabla}_{NW} I_{x,y} &\equiv I_{x-1,y-1} - I_{x,y} \\
 \bar{\nabla}_{NE} I_{x,y} &\equiv I_{x-1,y+1} - I_{x,y} \\
 \bar{\nabla}_{SW} I_{x,y} &\equiv I_{x+1,y-1} - I_{x,y} \\
 \bar{\nabla}_{SE} I_{x,y} &\equiv I_{x+1,y+1} - I_{x,y}
 \end{aligned} \tag{7}$$

$$\begin{aligned}
 C_{NWx,y}^{t-1} &= g \left(\left\| \left(\nabla I \right)^{t-1} \right\|_{x+\left(\frac{1}{2}\right),y-\left(\frac{1}{2}\right)} \right) = g \left(\left| \bar{\nabla}_{NW} I_{x,y}^{t-1} \right| \right) \\
 C_{NWx,y}^{t-1} &= g \left(\left\| \left(\nabla I \right)^{t-1} \right\|_{x+\left(\frac{1}{2}\right),y+\left(\frac{1}{2}\right)} \right) = g \left(\left| \bar{\nabla}_{NE} I_{x,y}^{t-1} \right| \right) \\
 C_{NWx,y}^{t-1} &= g \left(\left\| \left(\nabla I \right)^{t-1} \right\|_{x-\left(\frac{1}{2}\right),y-\left(\frac{1}{2}\right)} \right) = g \left(\left| \bar{\nabla}_{SE} I_{x,y}^{t-1} \right| \right) \\
 C_{NWx,y}^{t-1} &= g \left(\left\| \left(\nabla I \right)^{t-1} \right\|_{x-\left(\frac{1}{2}\right),y+\left(\frac{1}{2}\right)} \right) = g \left(\left| \bar{\nabla}_{SE} I_{x,y}^{t-1} \right| \right)
 \end{aligned} \tag{8}$$

3.1.2. ÉTABLISSEMENT DE SYNCHRONICITÉ

Le modèle de décomposition d'image ADE peut être exécuté de manière adaptative en fonction des propriétés de l'image elle-même. Alors les bases de décomposition de différentes images sont différentes dans le processus. Mais la fusion d'images consiste à combiner les caractéristiques principales des images multimodales et à les exprimer à travers une seule Image. Nous espérons que les images sources sont décomposées sous la même condition pour respecter la consistance de fusion. Dans notre opinion, la solution est de générer une « image commune », basée sur laquelle les coefficients de décomposition de source différente des images sont obtenus. La méthode de prétraitement doit être simple et efficace. Il y a trois solutions au problème : filtre moyen et assemblage de deux images. D'après la figure, il est évident que les informations de texture marquée par une boîte rouge dans l'image IRM nous devons préserver dans les images fusionnées. Cependant, les détails sont partiellement perdus dans les Images fusionnées obtenues et le filtre moyen. Par contre, l'image fusionnée à l'aide de l'assemblage d'images préserve plus de texture informations. Des expériences approfondies sont menées pour comparer les performances des trois stratégies, et les résultats expérimentaux démontrent que la méthode de couture fonctionne mieux que les deux autres. La méthode de couture est simple, mais en gardant les informations d'origine. De plus, nous avons besoin générer une « 'image commune »' après chaque itération de diffusion processus, qui est fastidieux et chronophage lors de l'utilisation algorithmique ou filtre. Mais il n'a besoin de générer qu'une seule « image commune » en utilisant la méthode d'assemblage (figure 02). La diffusion les itérations sont exécutées sur cette base.

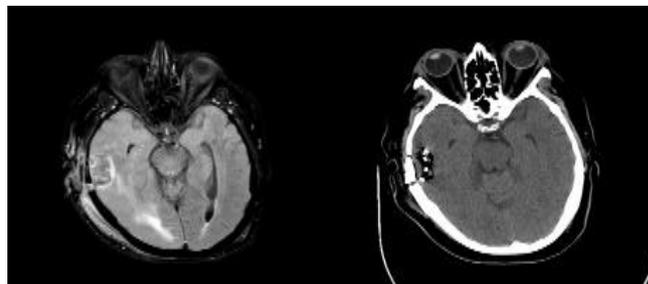


Figure 3. 2 : I0 « image commune » en utilisant la méthode d'assemblage.

3.1.3. FONCTION DU COEFFICIENT DE DIFFUSION

Il doit déterminer la fonction de coefficient de diffusion $g(\cdot)$ mentionné à la section II-A après avoir obtenu «l'image commune » requise. $g(\cdot)$ est une fonction monotone décroissante avec $g(0) = 1$. Il existe de nombreuses sélections répondant aux exigences. Selon les suggestions de, nous résumons comme suit:

$$g(\nabla I, k, \alpha) = \frac{1}{1 + \left(\frac{\|\nabla I\|}{K}\right)^{1+\alpha}} \quad (9)$$

Avec $\alpha > 0$. La fonction privilégie les régions étendues sur les plus petits. La constante K est appelée seuil de front, ce qui est important pour la fonction. Si K est trop grand, la base des informations de couche de l'image CT seront perdues. Au contraire, la diffusion fluide sur l'image IRM s'arrête plus tôt, résultant en des informations de texture insuffisantes de l'image après décomposition. Afin de conserver les informations utiles de l'IRM et les images CT, nous devons discuter des choix de K . De plus, en tant que filtre itératif non linéaire, le nombre d'itérations de l'algorithme S-ADE détermine le degré de séparation entre la couche de texture et la couche de base. Plus précisément, les détails seront suffisamment retenus de l'image IRM si le nombre d'itérations est grand. En revanche, plus basique les informations de l'image CT seront conservées. Les choix des paramètres de la fonction de diffusion. [36]

3.1.4. DÉCOMPOSITION DE L'IMAGE

L'image $I_{x,y}^t$ est décomposée par le modèle S-ADE pour obtention de la couche de base :

$$B_I^t = S - ADE(I_{x,y}^t) \quad (10)$$

Où B_I^t est la couche de base de niveau t et $S-ADE(I_{x,y}^t)$ signifie que le modèle proposé décompose l'image de niveau t . La couche de texture peut être obtenue par la soustraction :

$$t_I = I - B_I^t \quad (11)$$

En résumé, la méthode de décomposition d'images basée sur le modèle S-ADE peut être résumée par l'algorithme 1.

Algorithme 1 La procédure de décomposition S-ADE

Entrée : les images sources : I_{IRM}, I_{CT} .

Sortie : les couches de texture « T_{IRM}, T_{CT} » et les couches de base B_{IRM}, B_{CT}

1 : Générer l'« image commune » I^0 en utilisant la couture méthode.

2 : pour $t = 1$: nombre d'itérations d_0

3 : Construire le modèle S-ADE en utilisant l'équation. (3) Éq. (4) Éq. (7)

Et Éq. (8) ;

4 : Construire la fonction de diffusion en utilisant l'équation. (9) ;

5 : Obtenez la couche de base B_I^t en utilisant Éq. (10).

6 : fin pour.

7 : Obtenez la couche de texture t_I d'image commune en utilisant Éq. (11).

8 : Obtenez les couches de base : B_{IRM}, B_{CT} après la segmentation

9 : Obtenez les couches de texture : T_{IRM}, T_{CT} après segmentation

3.2.REGLES DE FUSION D'IMAGES

La couche de base et la couche de texture présentent des informations différentes, et ils varient considérablement en importance pour l'IRM et L'image CT. Par exemple, les informations de texture de l'IRM sont plus utiles, et les informations de base de la tomodensitométrie peuvent refléter la structure osseuse meilleure. Par conséquent, différentes méthodes de fusion sont conçues pour différentes couches.

3.2.1. RÈGLE DE FUSION DE COUCHE DE BASE

La méthode de fusion pour la couche de base est plus simple, car les informations détaillées contenues dans B_I sont très limité. Dans ce cadre, nous utilisons la règle de la « valeur absolue maximale » comme fusion Algorithme. On obtient la carte de fusion en utilisant :

$$\text{map } B = (B_{\text{IRM}} \geq B_{\text{CT}}) \quad (12)$$

De cette manière, la couche de base B_F de l'image fusionnée peut être obtenu par :

$$B_F = B_{\text{IRM}} \times \text{map } B + B_{\text{CT}} \times (1 - \text{map } B) \quad (13)$$

Les résultats de la couche de base fusionnée sont illustrés à la figure 3.

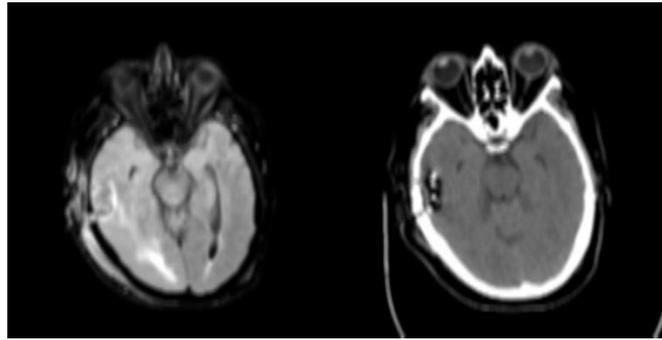


Figure 3. 3 : Résultats de la fusion de la couche de base de deux images d'IRM et CT-scan.

3.2.2. RÈGLE DE FUSION DE CALQUE DE TEXTURE

Sur les couches de texture, la carte de décision de fusion est calculée par l'algorithme NSMAL qui est conçu en utilisant directionnels coefficients obtenus en décomposant des images IRM et CT. Semblable au modèle E-ADE, l'algorithme SML traditionnel peut être étendu à NSML, et NML est défini comme :

$$\begin{aligned}
 NML(x, y) = & | (c1 + c2) I(x, y) - c1I(x - step, y) - c2I(x + step, y) | + | (c3 + \\
 & c4) I(x, y) - c3I(x, y - step) - c4 I(x, y + step) | + | (c5 + c6) I(x, y) - c5 I(x - \\
 & step, y - step) - c6 I(x + step, y + step) | + | (c7 + c8) I(x, \\
 & y) - c7I(x - step, y + step) - c8I(x + step, y - step) |
 \end{aligned} \quad (14)$$

Afin d'établir la cohérence entre le processus de décomposition et de fusion, le NSMAL est proposé comme :

$$\begin{aligned}
 c1 = cN, \quad c3 = cW, \quad c5 = cNW, \quad c7 = cNE \\
 c2 = cS, \quad c4 = cE, \quad c6 = cSE, \quad c8 = cSW
 \end{aligned} \quad (15)$$

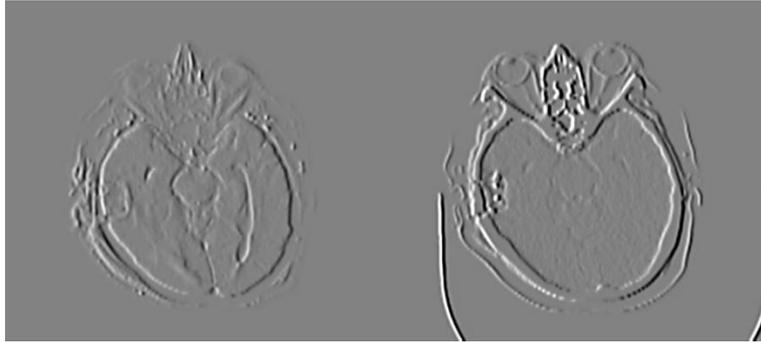


Figure 3. 4 : Résultats de la fusion de la couche de textures de deux images d'IRM et CTscan.

Où les coefficients de l'Éq. (14) sont ceux de diffusion obtenue à partir du modèle S-ADE. Après avoir calculé le $NMAL(x, y)$, on obtient $NSMAL(x, y)$ via $NSMAL(x, y) = NMAL(x + i, y + j)$. La carte de décision de fusion est définie comme :

$$\text{Map T} = (\omega \times NSMAL_{T_{IRM}} \geq NSMAL_{T_{CT}}) \quad (16)$$

Où le coefficient de pondération $\omega > 1$, car nous espérons préserver plus de détails de l'image IRM. Afin d'atténuer les effets d'escalier dans la couche de texture fusionnée, nous établissons un contrôle de cohérence sur la décision mapT à travers une fenêtre coulissante, qui vise à améliorer encore la qualité des images fusionnées. La fenêtre est définie sur 3×3 . Similaire au Processus de décomposition d'image, nous calculons la Somme de huit valeurs autour du pixel dans la carte. Si plus de la moitié des pixels proviennent de l'image IRM, la valeur au pixel (x, y) est définie sur 1. En revanche, la valeur est définie à 0 (voir Éq. (17)). La couche de texture fondue peut être obtenue par l'Éq. (18).

$$\text{MapT}(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{si la somme} \geq 4 \\ 0 & \text{si non} \end{cases} \quad (17)$$

$$T_F = T_{irm} \times \text{mapT} + T_{CT} \times (1 - \text{map T}) \quad (18)$$

Les résultats de la fusion de la couche de texture sont illustrés à la Fig. 4.

3.2.3. RECONSTRUCTION D'IMAGE

L'image de basse résolution qui est traitée comme couche de base est obtenue en utilisant le modèle S-ADE pour décomposer l'image source. Nous soustrayons l'information basse fréquence de la source Image pour obtenir la couche de texture selon l'Éq. (11). L'image processus de reconstruction est le processus inverse de la décomposition. Ainsi, l'image fusionnée F est donnée par une combinaison linéaire de la couche de base et de la couche de texture comme :

$$F = BF + TF \quad (19)$$

Les résultats de fusion sont présentés sur la figure 5.



Figure 3. 5 : L'image processus de reconstruction et le processus inverse de la décomposition.

3.2.4. CORRECTION D'IMAGE

Il y a des lignes grises dans le contour blanc de la fusion résultats en observant les images de fusion affichées sur la figure 6. À notre avis, les lignes sont des informations de texture provenant de l'IRM L'image et le contour blanc est préservé de l'image CT. Les la partie blanche de l'image CT reflète les informations sur l'os. Mais les images fusionnées actuelles peuvent induire en erreur un diagnostic de fracture. Par conséquent, nous ajoutons une étape pour le modifier. On obtient une intensité carte de poids de l'image CT :

$$\text{MapI} = \text{ICT} > \theta \quad (20)$$

Où est un seuil d'intensité utilisé pour extraire le contour d'Image. Les pixels d'intensité supérieure à sont conservés en contour blanc de l'image fusionnée. La texture résiduelle informations de l'image IRM dans le contour blanc de fusion l'image est éliminée par :

$$F_{\text{final}} = \text{ICT} \times \text{mapI} + F \times (1 - \text{mapI}) \quad (21)$$

Les images fusionnées finales sont présentées sur la figure 6.



Figure 3. 6 : L'image fusionnée finales après la correction (résultat).

4. CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons proposé une méthode de fusion d'images médicales basées sur le modèle S-ADE. Tout d'abord, les images IRM et CT sont décomposées en deux couches : la couche de base et la couche de texture ; ensuite, la règle de « la valeur absolue maximale » est utilisée pour la fusion de la couche de base. Sur la couche de texture, nous concevons la règle de fusion NSMAL on utilisant des coefficients de décomposition communs afin de conserver plus de détails. De cette façon, les processus de décomposition et de fusion ont une cohérence dans l'identification des informations de texture, ce qui est bénéfique pour améliorer la qualité de l'image fusionnée. Simultanément, la consistance est vérifiée à l'aide d'une fenêtre glissante est conçu pour la carte de décision sur couche de texture pour atténuer l'effet d'escalier et, corrigez le résultat de la fusion après reconstruction de l'image.

Chapitre 04

1. INTRODUCTION

La fusion et la segmentation des images sont d'une grande importance dans l'imagerie médicale, car elles permettent 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. Dans cette étude, nous avons présenté et comparé des méthodes de la fusion des images médicales et en particulier aux couples des images CT/IRM ; en exploitant la méthode de fusion basée sur le modèle de diffusion synchronisée anisotrope.

Nous sélectionnons une évaluation subjective et quatre différentes mesures d'évaluation objectives. Les critères d'évaluations (Information mutuelle (MI), mesure de similarité Edge-Based (QAB/F), critère de fidélité de l'information (IFC), indice de similarité des caractéristiques (FSIM)).

2. L'ENVIRONNEMENT DU TRAVAIL ET LES OUTILS UTILISENT

Nous avons utilisé un PC LENOVO IDEAPAD 110 avec un processeur Intel(r) celeron (r) N3060 @ 1,60 GHZ et une RAM de 2 Go.

2.1.L'ENVIRONNEMENT DU TRAVAIL

- La méthode a été développée avec le langage Python 3.7, nous avons utilisé PYCHARM COMMUNITY EDITION 2021.1.3 comme IDE. Les bibliothèques utilisées pour le traitement d'image et dans quelque bloc dans le code sont détaillé dans la section suivante.
- Pour l'évaluation des métriques par rapport des critères nous avons utilisé le MATLAB 2016A comme un langage pour l'exécution.

2.2. LES BIBLIOTHÈQUES D'ENVIRONNEMENT

2.2.1. OPEN CV

Open CV (Open Source Computer Vision Library) est une bibliothèque de logiciels open source de vision par ordinateur et d'apprentissage automatique. Open CV a été conçu pour fournir une infrastructure commune pour les applications de vision par ordinateur et pour accélérer l'utilisation de la perception machine dans les produits commerciaux. Open CV est utilisé pour toutes sortes d'analyses d'images et de vidéos, telles que la reconnaissance et la détection faciales, la lecture de plaques d'immatriculation, l'édition de photos, la vision robotique avancée, la reconnaissance optique de caractères et bien plus encore.[37]

2.2.2. NUMPY

NumPy est le package fondamental pour le calcul scientifique en Python. Les tableaux NumPy facilitent les opérations mathématiques avancées et autres sur un grand nombre de données. En règle générale, de telles opérations sont exécutées plus efficacement et avec moins de code que ce qui est possible en utilisant les séquences intégrées de Python.[38]

2.2.3. MATH

La bibliothèque mathématique Python nous donne accès à certaines fonctions et constantes mathématiques courantes en Python, que nous pouvons utiliser tout au long de notre code pour des calculs mathématiques plus complexes. La bibliothèque est un module Python intégré,

2.2.4. MATPLOTLIB. PYPLOT

Matplotlib. Pyplot est une collection de fonctions qui font fonctionner matplotlib comme MATLAB. Chaque fonction pyplot apporte des modifications à une figure : par exemple, crée une figure, crée une zone de traçage dans une figure, trace des lignes dans une zone de traçage, décore le tracé avec des étiquettes, etc. Dans matplotlib.[39]

2.2.5. PYWT

PyWavelets est un logiciel de transformation d'ondelettes open source pour Python. Il combine une interface simple de haut niveau avec des performances de bas niveau C et Python. PyWavelets est très facile à utiliser et à démarrer.[40]

2.2.6. SKIMAGE

Scikit-image, ou skimage, est un package Python open source conçu pour le prétraitement d'images. [41]

2.2.7. IMAGEIO

Imageio est une bibliothèque Python qui fournit une interface simple pour lire et écrire une large gamme de données d'image, y compris des images animées, des données volumétriques et des formats scientifiques. Il est multiplateforme, fonctionne sur Python 3.5+ et est facile à installer.

2.2.8. MATPLOTLIB

Matplotlib est une bibliothèque multiplateforme de visualisation de données et de traçage graphique pour Python et son extension numérique NumPy. En tant que tel, il offre une alternative open source viable à MATLAB. Les développeurs peuvent également utiliser les API (Application Programming Interfaces) de matplotlib pour intégrer des tracés dans des applications .[42]

2.2.9. WARNINGS

Des avertissements sont fournis pour avertir le développeur de situations qui ne sont pas nécessairement des exceptions. Habituellement, un avertissement se produit lorsqu'il y a

Certains éléments de programmation obsolètes, tels que mot-clé, fonction ou classe, etc... Le module d'avertissement est en fait une sous-classe d'Exception qui est une classe intégrée à Python.[43]

2.2.10. PIL

La bibliothèque d'imagerie Python ajoute des capacités de traitement d'images à votre interpréteur Python. Cette bibliothèque fournit une prise en charge étendue des formats de fichiers, une représentation interne efficace et des capacités de traitement d'image assez puissantes. La bibliothèque d'images de base est conçue pour un accès rapide aux données Stockées dans quelques formats de pixels de base. Il devrait fournir une base solide pour un outil général de traitement d'images.[44]

2.2.11. OS

Ce module fournit une façon portable d'utiliser les fonctionnalités dépendantes du système d'exploitation. Si vous voulez simplement lire ou écrire un fichier, si vous voulez manipuler les chemins de fichiers, voir le Module, et si vous voulez lire toutes les lignes de tous les fichiers de la ligne de commande, voir le module. Pour la création de fichiers et de répertoires temporaires, voir le module, et pour la manipulation de fichiers et de répertoires de haut niveau,.[45]

2.3.LES OUTILS UTILISES

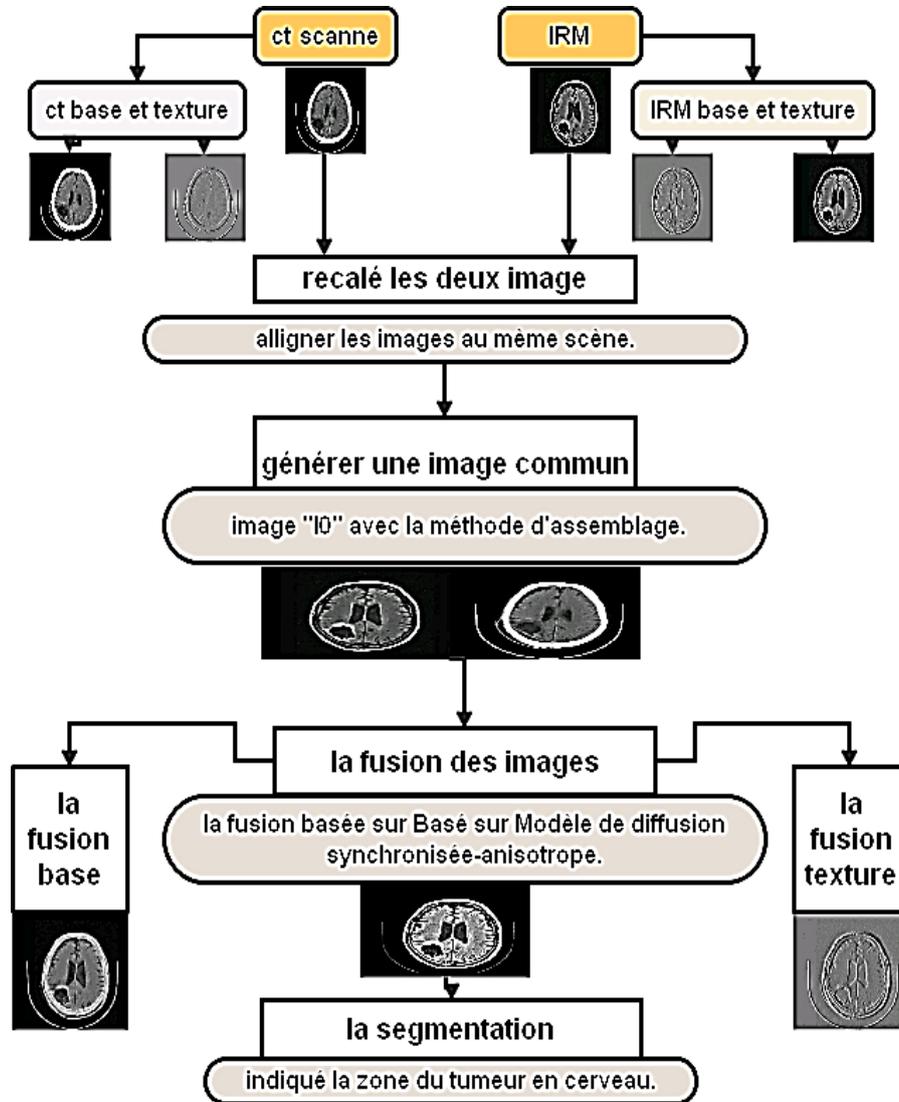


Figure 4.1 : un organigramme qui montre le travail général réalisé.

- **recalage des images**

Le recalage revient à donner une transformation à l'image. Pour cela nous avons utilisées un ensemble de transformations aux deux images (ou des informations extraites de ces images), en s'appuyant sur des critères de dissimilarité (min) ou similarité (max) que l'on optimise. Figure suivante.

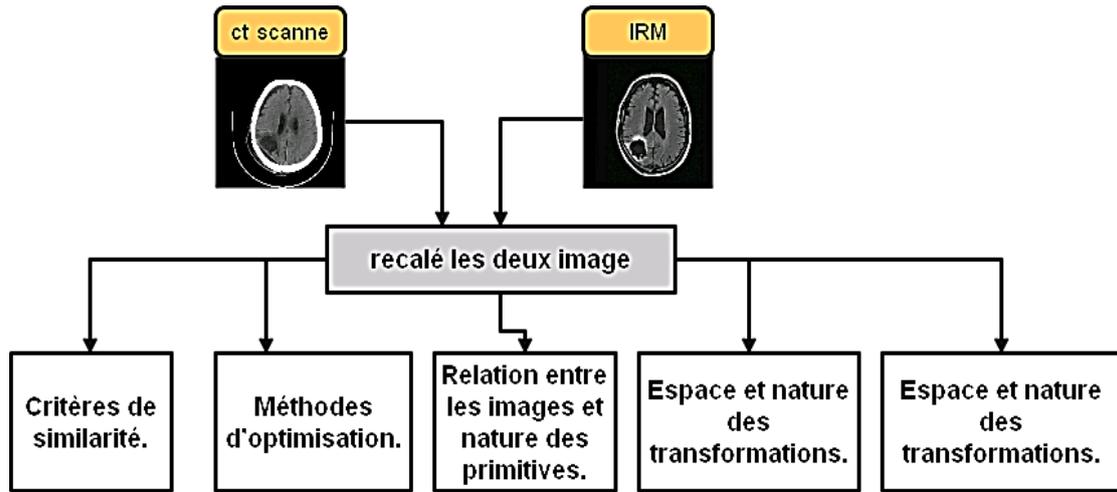


Figure 4. 2 : Le processus de recalage des images médicales.

• **L'image commune I0**

Générer l'« image commune » I0 en utilisant la méthode d'assemblage la figure suivante montre le processus d'assemblage (stitching).

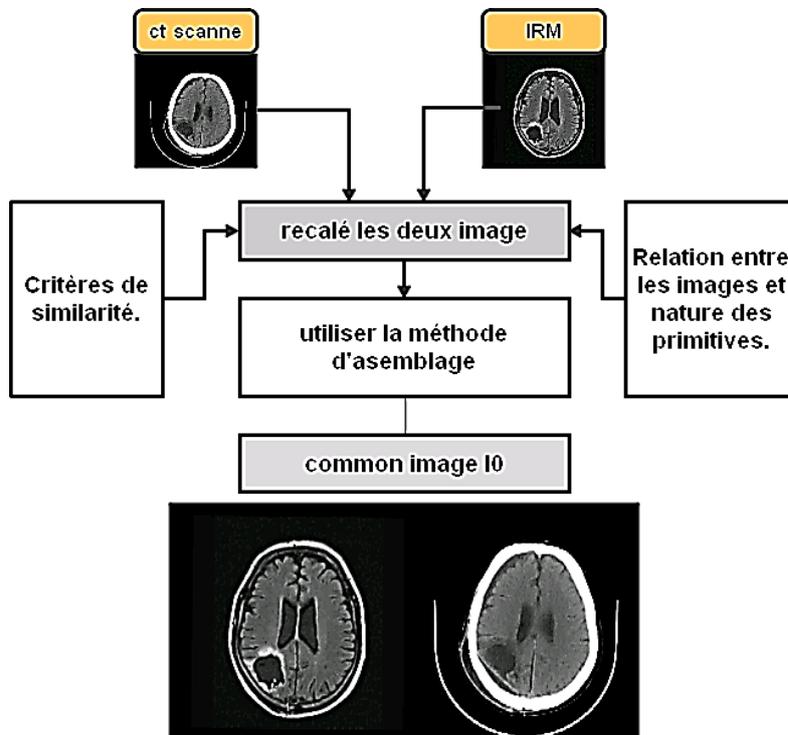


Figure 4.3 : Générer l'« image commune » I0 en utilisant la couture méthode.

- **La fusion des images**

La fusion d'images est le processus qui vise à produire une image plus représentative en fusionnant les images d'entrée les unes avec les autres. Diverses méthodes ont été proposées pour atteindre l'objectif de fusion requis.

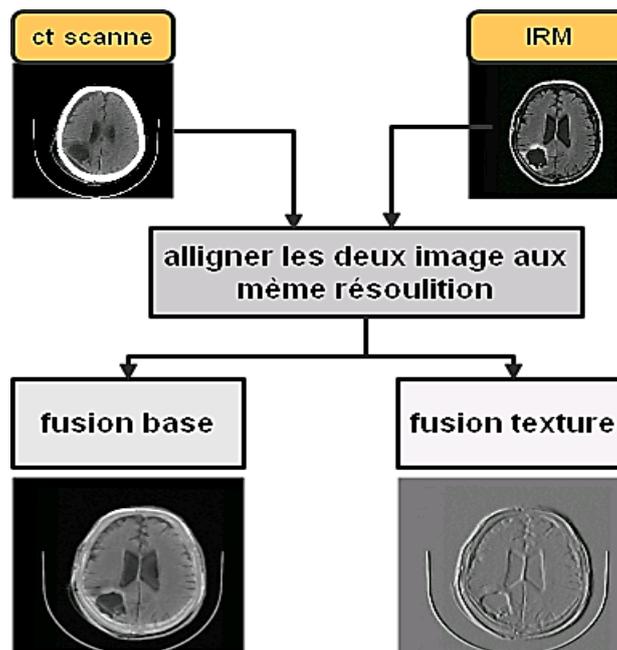


Figure 4.4 : la fusion d'images base et texture.

- **Résultats et correction d'image**

Il y a des lignes grises dans le contour blanc des résultats de fusion en observant les images de fusion affichées. L'image et le contour blanc sont préservés de l'image CT. La partie blanche de l'image CT reflète les informations sur l'os.

Mais les images fusionnées actuelles peuvent induire en erreur un diagnostic de fracture. Par conséquent, nous ajoutons une étape pour le modifier.

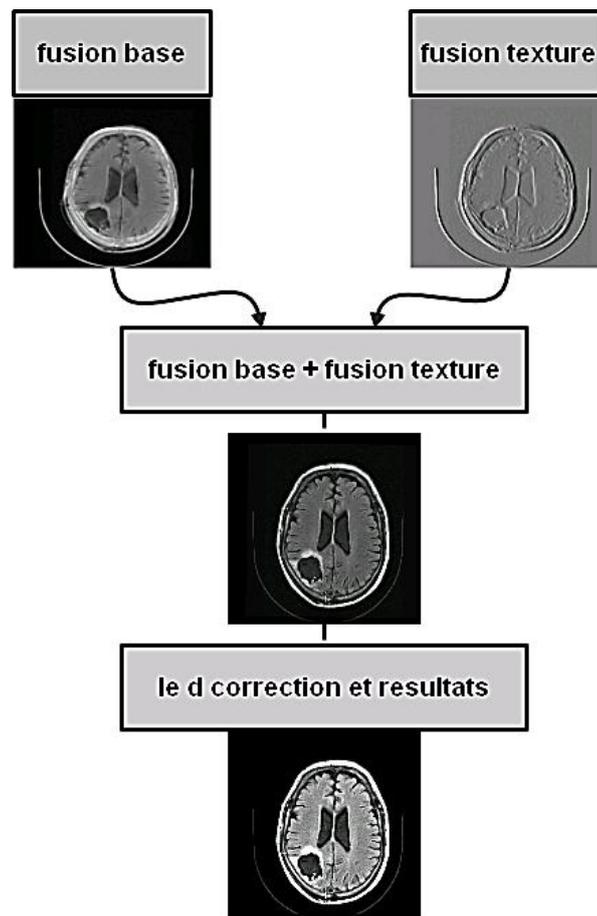


Figure 4. 5 : la correction d'image fusionnée et les résultats finals.

3. Base de données et MÉTRIQUES D'ÉVALUATIONS

3.1.La base de données

il y a 20 paires d'IRM et CT images tous proviennent du cerveau entier. (Voir figure4. 6)

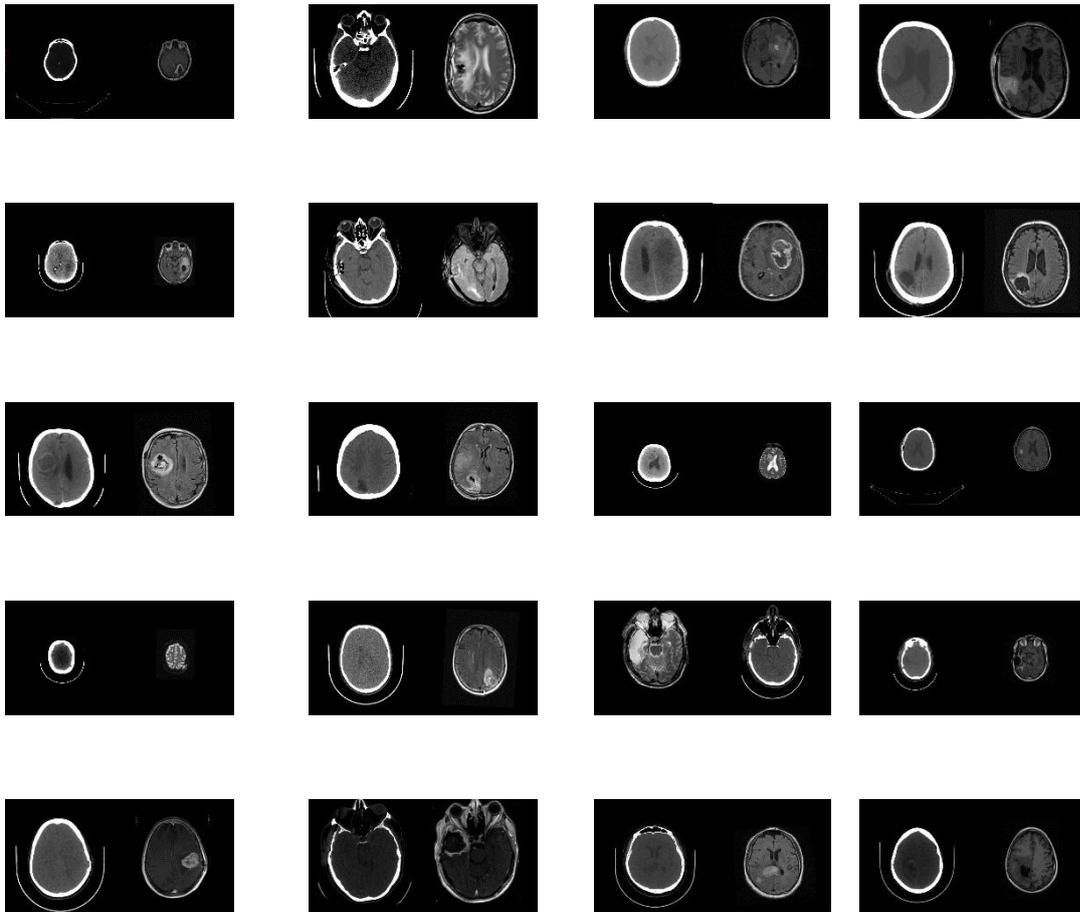


Figure 4. 6 : Les 20 groupes d'images médicales sources multimodales sont utilisés dans notre expérimentation. Parmi chaque paire, l'IRM est à gauche et le scanner sur la droite.

3.2.L'ÉVALUATION DES MÉTRIQUES

L'effet visuel subjectif et l'analyse quantitative objective sont tous deux nécessaires lors de l'évaluation des résultats de la fusion. L'évaluation subjective est plus importante, car les images fusionnées sont lues par les médecins. L'effet visuel intuitif peut influencer le diagnostic clinique. Les indices quantitatifs objectifs que nous sélectionnons pour évaluer les résultats sous deux aspects : la quantité d'informations visuelles transférées des images sources à leur image

Fusionnée et la qualité visuelle de l'image fusionnée. Des valeurs plus élevées indiquent plus d'informations et une meilleure fusion résultantes. Les métriques comprennent :

3.2.1. INFORMATIONS MUTUELLES

L'Information mutuelle (IM) mesure la dépendance de deux images qui est définie comme :

$$MI(u, v) = \sum_{u \in U} \sum_{v \in V} p(u, v) \log_2 \frac{p(u, v)}{p(u)p(v)} \quad (1)$$

Où $p(u, v)$ est la fonction de distribution de probabilité conjointe, $p(u)$ et $p(v)$ sont la fonction de distribution marginale. La qualité du résultat fusionné par rapport aux images sources peut être calculé comme [46]:

$$Q_{MI} = 2 \left[\frac{MI(A,F)}{H(A)+H(F)} + \frac{MI(B,F)}{H(B)+H(F)} \right] \quad (2)$$

3.2.2. MESURE DE SIMILARITÉ BASÉE SUR LES BORDS

La mesure de similarité basée sur les bords $Q(AB/F)$ mesure la similitude entre l'image fusionnée et les images sources en évaluant la quantité d'informations de bord transférées dans le processus de fusion. $Q(AB/F)$ est défini comme :

$$Q_{AB/F} = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (Q_{i,j}^{AF} W_{i,j}^A + Q_{i,j}^{BF} W_{i,j}^B)}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (W_{i,j}^A + W_{i,j}^B)} \quad (3)$$

Une mesure pour évaluer objectivement les performances de fusion au niveau des pixels est définie. La métrique proposée reflète la qualité des informations visuelles obtenues à partir de la fusion d'images d'entrée et peut être utilisée pour comparer les performances de différents algorithmes de fusion d'images. Les résultats expérimentaux indiquent clairement que cette métrique est significative.[47]

Où $w_X(i, j)$ est les poids pour $QXF(i, j)$, ($X = A, B$). La définition de $QXF(i, j)$ est donnée par $QXF(i, j) = QXF_g(i, j) \cdot QXF_{\alpha, i, j}$ où $QXF_{g, i, j}$, ($k = g, \alpha$) présente la similarité de la largeur et de la direction entre X et F à emplacement (i, j) . [47]

3.2.3. CRITÈRE DE FIDÉLITÉ DES INFORMATIONS

$$IFC = \sum I(c^{Nk, k}; D^{Nk, k} S^{Nk, k}) \quad (4)$$

Où $C^{Nk, k}$ désigne n^k coefficients forment la RF C^k de la $k^{\text{ième}}$ sous-bande, et de même pour $D^{Nk, k}$ et $S^{Nk, k}$.

3.2.4. INDICE DE SIMILARITÉ DES FONCTIONNALITÉS

L'indice de similarité des fonctionnalités (FSIM) se concentre sur les fonctionnalités de bas niveau. Il calcule la similitude entre les images en utilisant les informations de congruence de phase (PC) et de magnitude de gradient (GM) : [48]

$$FSIM = \frac{\sum_{x \in \Omega} SL(x) Pcm(x)}{\sum_{x \in \Omega} Pcm(x)} \quad (5)$$

Où $SL(x) = SPC(x) \cdot SG(x)$.

La mesure de similarité pour $PC1(x)$ et $PC2(x)$ sont définis comme $SPC(x) = \frac{2PC1(x) \cdot PC2(x) + T1}{PC21(x) + PC22(x) + T1}$ où $T1 > 0$. De même, $SG(x) = \frac{2G1(x) \cdot G2(x) + T2}{G21(x) + G22(x) + T2}$. [48]

3.3. RÉGLAGES DES PARAMÈTRES D'ÉVALUATIONS DES CRITÈRES

Afin de rendre le modèle S-ADE plus adapté à la décomposition des images IRM et CT, nous discutons dans cette sous-section les réglages des paramètres de la fonction de diffusion. Pour améliorer l'efficacité de calcul du modèle, nous choisissons des constantes comme hyper paramètres. Les expériences sont réalisées sur dix paires d'images. Les résultats sont illustrés à la figure 4.7.

La figure 4.7.a représenté les performances des 4 métriques ont fonction de α , nous remarquons que Qab/f diminue plus évidemment, donc il est judicieux de sa valeur maximale, on fixe $\alpha=1$.

L'image 4.7.b représentes les performances ont fonction du constant K , il est évident que la plupart des scores augmentent et se stabilisent progressivement de $K = 0,5$ à $K = 20$, donc nous supposons $K= 20$ pour la suite de notre simulation.

La figure 4.7 c montre l'impact du nombre d'itérations sur notre simulation, les 4 métriques se stabilise à partir d'un nombre d'itérations égal à 30.

Donc, pour une grande précision de calcul et un temps d'exécution réduit nous allons choisir un nombre d'itérations égal à 30.

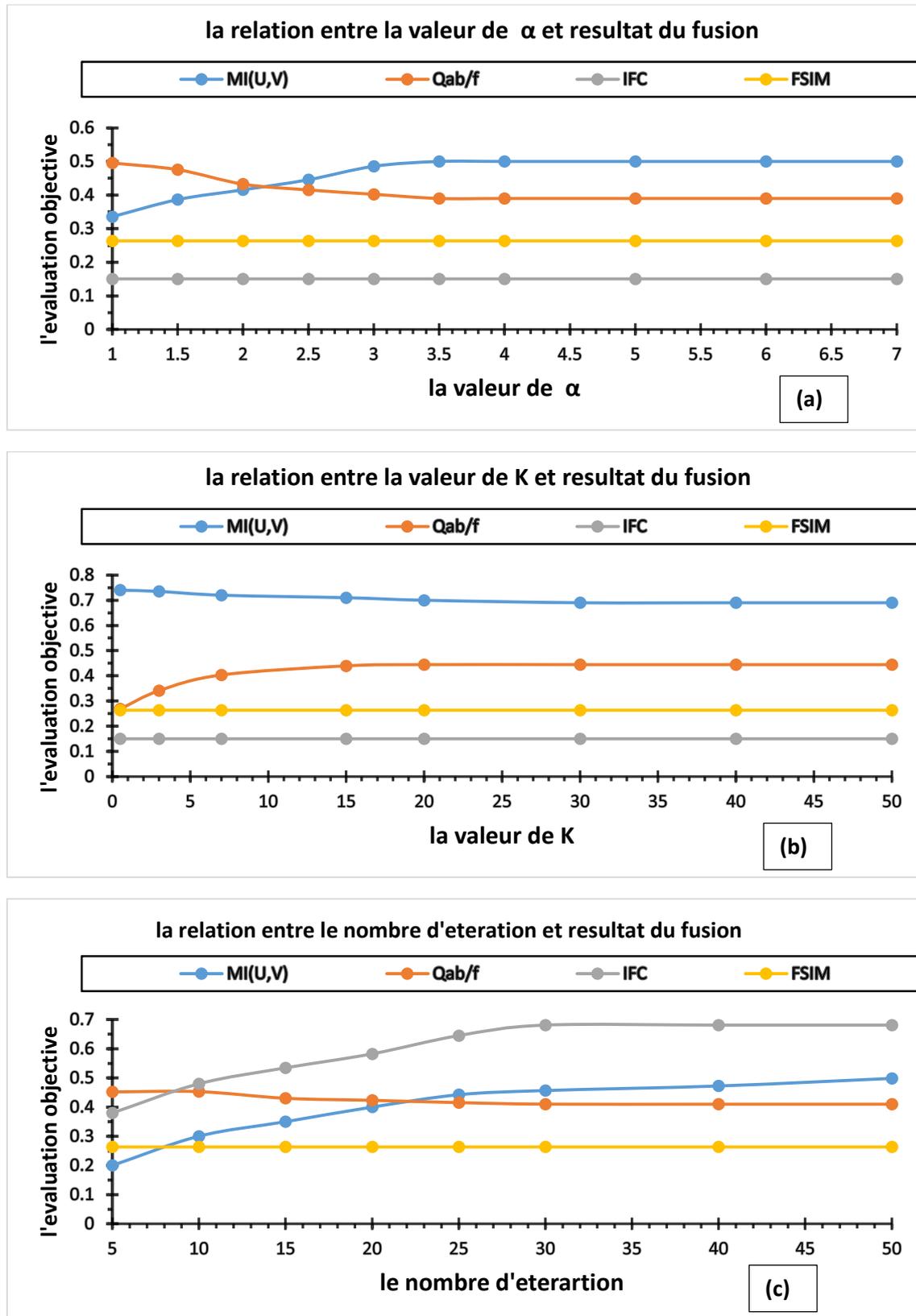


Figure 4.7 : (a) les résultats de l'évaluation sur la relation entre la valeur K et le résultat de la fusion où les itérations = 30, $\alpha= 1$. (b) Les résultats de l'évaluation sur la relation entre α et le résultat de fusion où K = 20, d'itérations = 30. (c) des résultats d'évaluation concernant la relation entre les temps d'itération de l'algorithme S-ADE et le résultat de fusion (K = 20, $\alpha = 1$).

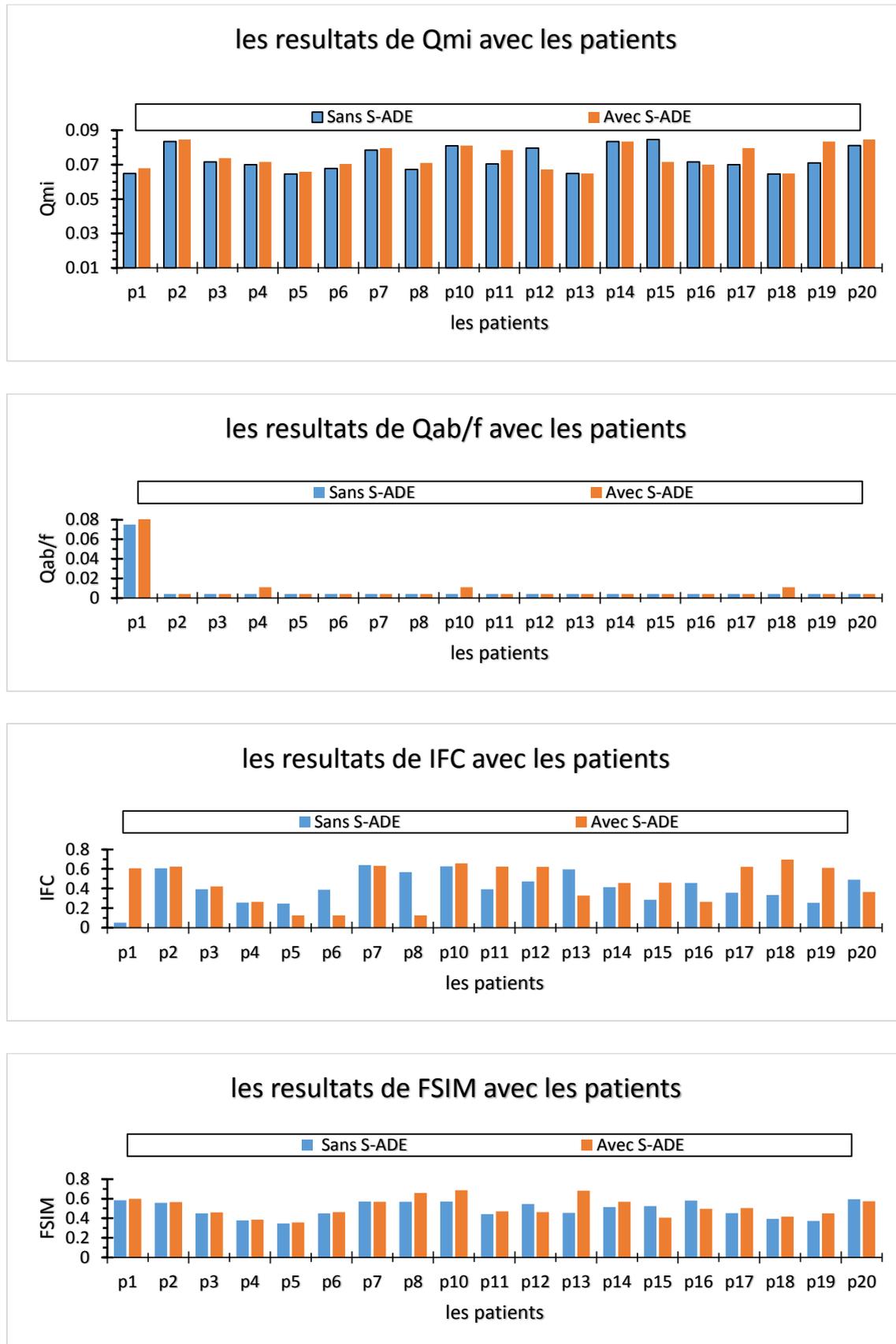


Figure 4.8: Les résultats sous décomposition synchronisée et décomposition indépendante « Indice d'évaluation objective ».

La figure 4.8 montre l'efficacité de l'établissement du synchronisme de décomposition en utilisant l'assemblage sur 20 paires d'images. Les notes ont été normalisées de la même manière pour la commodité d'affichage.

Les MI, et IFC s'améliorent évidemment, montent un peu, mais QAB/F et Les FSIM diminuent légèrement. Globalement, générer une « image commune » peut améliorer l'effet de fusion.

4. VISUALISATION DES RÉSULTATS ET DISCUSSIONS

Dans cette partie on va étudier les performances de notre méthode avec les critères d'évaluation représenté dans la section précédant.

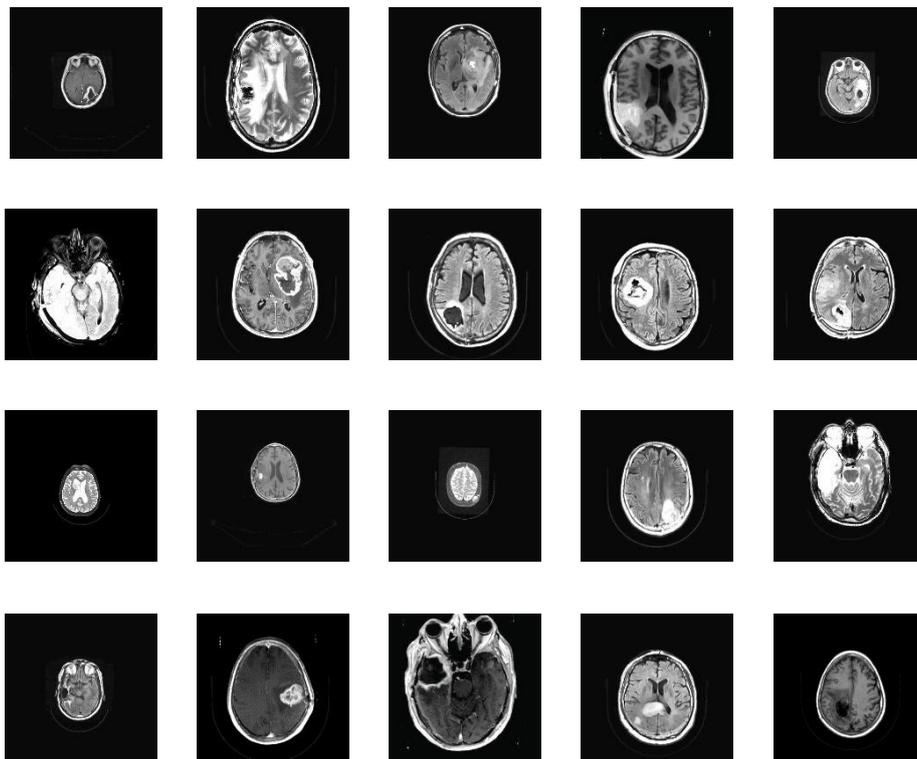


Figure 4.7 : les résultats des vingt images fusionnées des patients.

Les patients	MI	Qab/f	IFC	FSIM
P1	0.3309	0.0357	0.0148	0.1165
P2	0.3345	0.0287	0.0359	0.2231
P3	0.4634	0.03	0.033	0.1166
P4	0.257	0.0039	0.0392	0.2042
P5	0.4459	0.0402	0.0175	0.0832
P6	0.381	0.0728	0.0308	0.162
P7	0.4297	0.0734	0.0383	0.191
P8	0.294	0.0129	0.0316	0.2152
P9	0.3653	0.0616	0.0306	0.1851
P10	0.4039	0.0281	0.0324	0.1603
P11	0.2995	0.0783	0.0114	0.059
P12	0.2863	0.0552	0.0148	0.1026
P13	0.4491	0.0372	0.0154	0.0827
P14	0.4246	0.0764	0.0174	0.0859
P15	0.294	0.0129	0.0316	0.2152
P16	0.4297	0.0734	0.0383	0.191
P17	0.0331	0.1914	0.1166	0.2943
P18	0.2836	0.0552	0.0148	0.1026
P19	0.4456	0.0302	0.1845	0.0645
P20	0.0789	0.0315	0.1235	0.1523

Tableau 4. 1 : les résultats des critères d'évaluations objectives avec vingt images fusionnées des patients.

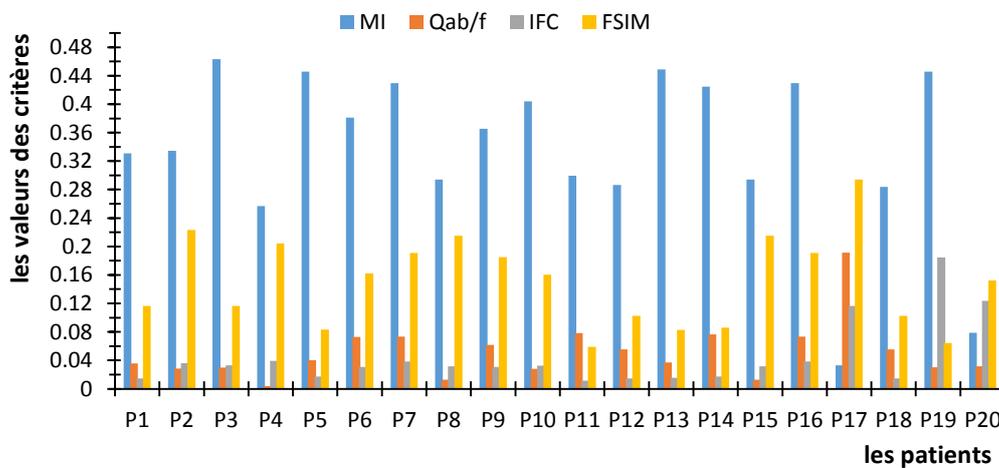


Figure 4.8 : résultats des vingt images fusionnées des patients avec les quatre critères d'évaluations objectives.

La figure 4.10 et le tableau 4.1 représente les performances de notre méthode pour 20 paires d'images les valeurs montre que des résultats qui varient dans un intervalle de [0.03, 0.44 [et entre] 0.03, 0.1 [pour Qab/f, et un IFC qui variait entre]0.01, 0.1 [. C'est résultat affiche des bonnes performances, ce qui montre que notre méthode peu fusionnée les deux modalités efficacement tous en conservant les informations utiles des deux images.

La figure 4.9 montre les images fusionnées des 20 patients, ces illustrations montrent une bonne qualité visuelle, on comparant avec les images de la figure 4.6, on remarque que les contours des images sont mieux préservés, ce qui peut améliorer le rendement d'une segmentation manuelle ou assisté par ordinateur. Cette amélioration est due à la décomposition de l'image et aux règles de fusion qui met en considération l'information texture.

5. CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons on premier lieu présenté l'environnement et les outils de travail utilisées pour le développement de notre méthode, ensuite nous avons défini les différentes métriques optées pour l'évaluation.

Nous avons aussi estimé les valeurs des hyper paramètres qui peuvent améliorer les performances de notre méthode.

Par la suite, nous avons évalué notre méthode avec 4 métriques d'évaluation sur 20 paires d'images. On peut dire globalement que les résultats ont été bons, ce qui montre que notre méthode peu fusionnée les deux modalités efficacement tous en conservant les informations utiles des deux images.

Conclusion générale

La fusion d'images 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.

La fusion d'images consiste à combiner des images de différentes sources afin de synthétiser de nouvelles images plus riches en information. Plusieurs méthodes de fusion ont été développées pour l'amélioration de la résolution spatiale des images multi spectrale. Récemment, l'approche hybride pour la fusion des images est devenue la plus utilisée, car elle combine les avantages des plusieurs techniques pour fournir une meilleure qualité d'image.

Dans ce travail, nous avons présenté et traité la méthode de fusion d'images médicales basée sur le modèle de diffusion synchronisée anisotrope et plus particulièrement aux couples des images médicales.

Les critères d'évaluations démontrent que la méthode proposée peut conserver plus d'information à partir de deux images sources et préserver l'effet visuel de l'image, en particulier les contours qui sont lisses et assimilés et de texture très claire.

En perspectives, nous envisageons de compléter ce travail en fusionnant des images d'autres modalités d'imagerie médicale, et de l'intégrer dans un système d'aide au diagnostic pour les tumeurs cérébrales.

Listes des références :

- [1] « Cerveau humain ».
- [2] « Cerveau : comprendre le fonctionnement du cerveau humain ». institutducerveau-icm.org/fr/actualite/comprendre-le-cerveau-et-son-fonctionnement/ (consulté le mai 26, 2021).
- [3] « Schémas d'anatomie du cerveau ». <https://www.imaios.com/fr/e-Anatomy/Tete-et-cou/Cerveau-Schemas> (consulté le mai 26, 2021).
- [4] « Les différentes parties - Le cerveau ». e-cancer.fr/Patients-et-proches/Les-cancers/Tumeurs-du-cerveau/Le-cerveau/Les-differentes-parties
- [5] « II.5. Lésions cérébrales ».
- [6] « Types de tumeurs - Les tumeurs du cerveau ».
- [7] « Présentation des tumeurs cérébrales - Troubles du cerveau, de la moelle épinière et des nerfs - Manuels MSD pour le grand public ». www.msmanuals.com/fr/accueil/troubles-du-cerveau,-de-la-moelle-%C3%A9pini%C3%A8re-et-des-nerfs/tumeurs-du-syst%C3%A8me-nerveux/pr%C3%A9sentation-des-tumeurs-c%C3%A9r%C3%A9brales
- [8] « Facteurs de risque des tumeurs au cerveau et à la moelle épinière - Société canadienne du cancer ».
- [9] « AboutKidsHealth (FR) AKH-Article ». www.aboutkidshealth.ca/fr/Article?contentid=1308&language=French
- [10] « Examen neurologique | Collège des Enseignants de Neurologie ».
- [11] « Découvrir & Comprendre - L'imagerie médicale ».
- [12] « Imagerie par résonance magnétique — Wikipédia ».
- [13] « RPO - Principe et technique de l'IRM ». radiologieparisouest.com/IRM-paris/
- [14] « V.3.1. Image pondérée en densité de protons ».
- [15] « Introduction aux séquences IRM ». <https://www.imaios.com/fr/e-Cours/e-MRI/Sequences-IRM/sequences-IRM> .
- [16] « Paramètres TR et TE et pondérations en T1, T2, densité protonique en IRM - Récapitulatif ».
- [17] « IRM - Diagnostic ».
- [18] « ct scanner -

- [19] « Tomographique :
- [20] « La radiographie (II). Qu'est-ce qu'un rayon X ? Comment en produire ? Quel mécanisme permet d'obtenir une radiographie ? | Culture Sciences-Chimie ». <https://culturesciences.chimie.ens.fr/thematiques/chimie-physique/la-radiographie-ii-qu-est-ce-qu-un-rayon-x-comment-en-produire-quel>.
- [21] « Le rayonnement X.pdf ». Consulté le: mai 27, 2021. [En ligne].
- [22] « Tube a Rayons X - Interactions avec la Matiere - Effets Biologiques - Cardio.
- [23] « Tube a Rayons X - Interactions avec la Matiere - Effets Biologiques - Cardio Paramed ». [.com/fr/rayons-x.html](http://www.paramed.com/fr/rayons-x.html)
- [24] « LA FUSION D'IMAGES », p. 16.
- [25] A. Kharrat, S. Belhassani, M. Bousselmi, et M. Abid, « Recalage rigide robuste d'images médicales mono-modal intra-patient par appariement de regions: block matching », janv. 2008.
- [26] « A survey of image registration techniques | ACM Computing Surveys ». <https://dl.acm.org/doi/abs/10.1145/146370.146374>
- [27] « A method for registration of 3-D shapes | IEEE Journals & Magazine | IEEE Xplore ».
- [28] P. Hellier, « Recalage non rigide en imagerie cérébrale : méthodes et validation », phdthesis, Université Rennes 1, 2000. Consulté le: sept. 14, 2021. [En ligne]. Disponible sur: <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00536029>
- [29] H. B. Mitchell, *Image Fusion: Theories, Techniques and Applications*. Springer Science & Business Media, 2010.
- [30] A. Hegde, « Pixel Level Image Fusion – À Review on Various Techniques », 2014. <https://www.semanticscholar.org/paper/Pixel-Level-Image-Fusion-%E2%80%93-A-Review-on-Variou-Hegde/e11d15d158678a897c4dc8d57f65ddf7d0275547>
- [31] « Image Fusion - 1st Edition ». <https://www.elsevier.com/books/image-fusion/stathaki/978-0-12-372529-5>
- [32] H. B. Mitchell, *Image Fusion: Theories, Techniques and Applications*, 2010th edition. Springer, 2010.
- [33] « Transformées et bases d'ondelettes ». <https://www.college-de-france.fr/site/stephane-mallat/course-2018-02-21-09h30.html>.
- [34] « Transformée en ondelettes ». <http://gwyddion.net/documentation/user-guide-fr/wavelet-transform.html>.

- [35] « IEEE Xplore: IEEE Sensors Journal ».
- [36] « Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion, »' ».
- [37] « Python Programming Tutorials ». Consulté le: sept. 21, 2021. [En ligne]. Disponible sur: <https://pythonprogramming.net/loading-images-python-opencv-tutorial/>
- [38] « Introduction à NumPy — Cours Python ». <https://courspython.com/apprendre-numpy.html>.
- [39] « Tracé de courbes — Cours Python ». <https://courspython.com/introduction-courbes.html>.
- [40] G. R. Lee *et al.*, *PyWavelets/pywt: PyWavelets 1.1.1*. Zenodo, 2019. doi: 10.5281/ZENODO.1407171.
- [41] « Skimage | Skimage Tutorial | Skimage Python », *Analytics Vidhya*, sept. 16, 2019. <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2019/09/9-powerful-tricks-for-working-image-data-skimage-python/>.
- [42] « What Is Matplotlib In Python? How to use it for plotting? », *ActiveState*. <https://www.activestate.com/resources/quick-reads/what-is-matplotlib-in-python-how-to-use-it-for-plotting/>.
- [43] « Warnings in Python - GeeksforGeeks ». <https://www.geeksforgeeks.org/warnings-in-python/>
- [44] « Pillow ». <https://pillow.readthedocs.io/en/stable/index.html>
- [45] « os — Diverses interfaces pour le système d'exploitation — Documentation Python 3.9.7 ». <https://docs.python.org/fr/3/library/os.html>
- [46] J. Walters-Williams et Y. Li, « Estimation of mutual information: A survey », in *International Conference on Rough Sets and Knowledge Technology*, 2009, p. 389-396.
- [47] A. A. Kiaei, H. Khotanlou, M. Abbasi, et P. Kiaei, « An Objective Evaluation Metric for image fusion based on Del Operator », p. 22.
- [48] L. Zhang, L. Zhang, X. Mou, et D. Zhang, « FSIM: a feature similarity index for image quality assessment », *IEEE Trans. Image Process. Publ. IEEE Signal Process. Soc.*, vol. 20, n° 8, p. 2378-2386, août 2011, doi: 10.1109/TIP.2011.2109730.
- [49] B. S. Kumar, « Image fusion based on pixel significance using cross bilateral filter », *Signal Image Video Process.*, vol. 9, n° 5, p. 1193-1204, 2015.

- [50] Y. Liu, X. Chen, J. Cheng, et H. Peng, « A medical image fusion method based on convolutional neural networks », in *2017 20th international conference on information fusion (Fusion)*, 2017, p. 1-7.
- [51] Y. Liu, X. Chen, R. K. Ward, et Z. J. Wang, « Medical Image Fusion via Convolutional Sparsity Based Morphological Component Analysis », *IEEE Signal Process. Lett.*, vol. 26, n° 3, p. 485-489, mars 2019, doi: 10.1109/LSP.2019.2895749.
- [52] S. Li, X. Kang, et J. Hu, « Image fusion with guided filtering », *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 22, n° 7, p. 2864-2875, 2013.
- [53] Z. Xu, « Medical image fusion using multi-level local extrema », *Inf. Fusion*, vol. 19, p. 38-48, 2014.
- [54] Y. Liu, S. Liu, et Z. Wang, « A general framework for image fusion based on multi-scale transform and sparse representation », *Inf. Fusion*, vol. 24, p. 147-164, 2015.
- [55] D. P. Bavirisetti et R. Dhuli, « Multi-focus image fusion using multi-scale image decomposition and saliency detection », *Ain Shams Eng. J.*, vol. 9, n° 4, p. 1103-1117, 2018.
- [56] D. P. Bavirisetti et R. Dhuli, « Two-scale image fusion of visible and infrared images using saliency detection », *Infrared Phys. Technol.*, vol. 76, p. 52-64, 2016.
- [57] J. Ma, Z. Zhou, B. Wang, et H. Zong, « Infrared and visible image fusion based on visual saliency map and weighted least square optimization », *Infrared Phys. Technol.*, vol. 82, p. 8-17, 2017.
- [58] V. P. S. Naidu, « Image fusion technique using multi-resolution singular value decomposition », *Def. Sci. J.*, vol. 61, n° 5, p. 479, 2011.
- [59] F. Nencini, A. Garzelli, S. Baronti, et L. Alparone, « Remote sensing image fusion using the curvelet transform », *Inf. Fusion*, vol. 8, n° 2, p. 143-156, 2007.
- [60] D. P. Bavirisetti et R. Dhuli, « Fusion of infrared and visible sensor images based on anisotropic diffusion and Karhunen-Loeve transform », *IEEE Sens. J.*, vol. 16, n° 1, p. 203-209, 2015.
- [61] D. P. Bavirisetti, G. Xiao, et G. Liu, « Multi-sensor image fusion based on fourth order partial differential equations », in *2017 20th International conference on information fusion (Fusion)*, 2017, p. 1-9.

