



REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université Mohamed Khider – BISKRA
Faculté des Sciences Exactes, des Sciences de la Nature et de la Vie
Département d'informatique

N° d'ordre: IVA5/M2/2019

Mémoire

présenté pour obtenir le diplôme de master académique en

Informatique

Parcours: IVA

Reconstruction et analyse des images médicales

Par:

OUAHABI YUCEF

Soutenu le 11 juillet 2019, devant le jury composé de :

Zerarka Med Fouzi
Djerou Leila
Tebarmacib Ahmad

MCA
Pr
MCB

Président
Rapporteur
Examineur

Table des matières

Table des matières	1
Table of figures	4
List of table	6
General introduction	8
1 L'imagerie médicale	8
1.1 Introduction	8
1.2 L'imagerie médicale	8
1.2.1 Définition	8
1.2.2 Technique d'imagerie médicale	8
1.3 L'échographie	9
1.3.1 Définition	9
1.3.2 Formation de l'image échographique	10
1.3.3 L'acquisition du signal	10
1.3.4 Caractéristique	10
1.3.5 Principe physique sous-jacent	11
1.3.6 Diffusion dans les tissus	12
1.3.7 Formation de l'onde	12
1.3.8 Formation de l'image échographique	12
1.3.9 Les avantages	14
1.3.10 Inconvénients	15
1.3.11 Les sondes échographiques	15
1.3.11.1 Capteurs utilisés	16

1.3.12	L'échographie 3D	17
1.3.12.1	Définition	17
1.3.12.2	Les avantages de l'échographie 3D.	18
1.3.12.3	Inconvénients et contraintes	19
1.4	Image DICOM	20
1.4.1	Avantage des images DICOM	20
1.4.1.1	Identification unique des images produites	20
1.4.1.2	L'indépendance des appareils et des protocoles de communication	21
1.4.1.3	Norme utilise un vocabulaire contrôlé	21
1.4.1.4	La norme DICOM est adaptable à différentes spécialités médicales	21
1.4.2	Liste de logiciels pour manipuler des fichiers DICOM	21
1.5	La segmentation	22
1.5.1	Définition	22
1.5.2	Le problème de la segmentation	22
1.5.3	Les méthodes de segmentation	22
1.5.3.1	Approches régions	23
1.5.3.2	Croissance de régions	23
1.5.3.3	Division de régions	24
1.5.3.4	Fusion de régions	25
1.5.3.5	Division-fusion	25
1.5.3.6	Classification	25
1.5.4	Approches contours	25
1.5.4.1	Les contours actifs	26
1.5.4.2	Chen et vese	27
1.5.4.3	Définition	27
1.5.4.4	Le principe du modèle Chan-Vese	27
1.5.4.5	Les avantages	27
1.5.4.6	Les inconvénients	28
1.6	La reconstruction	28
1.6.1	Définition	28

1.6.2	Approche volumique	28
1.6.2.1	Les reconstructions planaires (MPR)	29
1.6.2.2	Le MIP : Maximum Intensity Projection	29
1.6.2.3	Visualisation : Le Depth Cueing	29
1.6.2.4	Visualisation : Les Marching Cubes	30
1.6.3	Les approches surfaciques	30
1.6.3.1	Reconstruction par maillage	32

conclusion34

2 block matching 35

2.1	Introduction	35
2.2	Méthode de BM	36
2.2.1	Définition	36
2.2.2	Paramètres de méthode de B.M	37
2.2.2.1	Largeur de la zone de recherche	37
2.2.2.2	Nombre de blocs candidats	37
2.2.2.3	Taille des blocks	38
2.2.2.4	Pixels compares	38
2.2.2.5	Fonction de ressemblance	39
2.2.2.6	Seuils d'acceptabilité	40
2.2.2.7	Seuils d'acceptabilité de ressemblance des blocs	41
2.2.3	Algorithmes et stratégies de recherche	41
2.2.3.1	Méthode de recherche exhaustive	42
2.2.3.2	Méthodes itératives	43
2.2.3.3	L'algorithme Block-Based Gradient Descent Search	43
2.2.3.4	L'algorithme de recherche « ThreeStepSearch »	44
2.2.3.5	Recherche à quatre étapes	45
2.2.3.6	Recherche en diamant	47
2.2.4	Comparaison des méthodes de Block Matching	49
2.3	Impact de la stratégie de recherche	51
2.4	Conclusion	51

3	Conception	53
3.1	Introduction	53
3.2	L’objectif	53
3.3	la thyroïde	54
3.4	Description de projet	54
3.4.1	Première phase de la segmentation	54
3.4.2	Deuxième phase de la reconstruction	55
3.5	Architecture globale du notre système	55
3.6	Architecture de système	56
3.7	Description les méthodes utilisées dans le projet	57
3.7.1	La segmentation	57
3.7.1.1	Méthode de chan et vese	57
3.7.2	Block matching	57
3.7.3	La reconstruction	58
3.8	Conclusion	58
4	Implémentation	59
4.1	Introduction	59
4.2	Environnement de développement matériel	59
4.3	Environnement de développement logiciel	60
4.4	Étapes d’action	61
4.4.1	Les images utilisées dans notre application	61
4.4.2	Lire l’image initiale	61
4.4.3	Block matching	64
4.4.4	Reconstruction 3D	64
4.4.5	ITKSNAP	64
4.4.6	Les résultats	65

conclusion68

Table des figures

1.1	principe de fonctionnement de l'échographie	10
1.2	Paramètres acoustiques dans différents organes du corps humain, comparés à ceux de l'air et de l'eau	11
1.3	schéma de fonctionnement standard de l'échographie	13
1.4	Appareil de l'échographie	13
1.5	Angle de balayage : De 30 à 60 ° suivant les sondes	16
1.6	Angle de balayage : 140°, 115° ou 90°	16
1.7	Angle de balayage : 180°	17
1.8	Angle de balayage : 10°, 20°, 30°, 40°, 55°, 75°, 95°	17
1.9	Angle de balayage : 180°	18
1.10	image par 3D	18
1.11	Déférentes approches de segmentation	23
1.12	: la structure de la proche région	24
1.13	: (a) image original (b) image segmente avec Mumford-Shah (c) image segmente avec $chan_v$ ese	27
1.14	Dualité volume surface en imagerie médicale volumique	28
2.1	Zone de recherche en BM	36
2.2	Comparaison en table de damier	38
2.3	Modèle de correspondance	39
2.4	Modèle de correspondance	40
2.5	Mise en correspondance de block	42
2.6	Mise en correspondance des blocks	42
2.7	Exemple de calcul pour BBGDS	44
2.8	Algorithme Three step search (TSS)	45
2.9	Algorithme de recherche à quatre étapes (4SS)	46

2.10	Modèle de recherche utilisé par DS	48
2.11	Illustration 1.	49
2.12	Illustration 2	49
2.13	Paramètres de configuration	51
3.1	Angle de balayage : De 30 à 60 ° suivant les sondes	56
4.1	la MATLAB utiliser dans notre travaille	60
4.2	affichage de l'image initiale	62
4.3	segmenté l'image manuellement	62
4.4	en cours de segmentation	63
4.5	en cours de segmentation	63
4.6	L'interface initiale de l'application	64
4.7	l'interface de logiciel ITKsnap	65
4.8	l'état initial de la reconstruction	65
4.9	en cours de reconstruction	66
4.10	le coté a gauche de la thyroïde en 3D	66
4.11	le coté a droit de la thyroïde en 3D	67

Liste des tableaux

Chapitre 1

L'imagerie médicale

1.1 Introduction

Dans cette partie on présente L'imagerie médicale et les techniques d'imagerie médicale et après ça on présente les principes physiques des ultrasons afin de comprendre la construction et la nature des images échographiques Après une description générale des images ultrasonores, nous nous intéresserons aux caractéristiques des images DICOM, les méthodes de segmentations et enfin une description de méthodes de reconstruction 3d

1.2 L'imagerie médicale

1.2.1 Définition

L'imagerie médicale est un domaine en plein essor, du fait du développement des technologies numériques. Elle permet une investigation de plus en plus des organes humains grâce à la mise à disposition de systèmes de radiologie de plus en plus performants. La contrepartie réside dans une quantité de données générée considérable qui peut rapidement saturer les systèmes conventionnels de stockage et de transmission [1].

1.2.2 Technique d'imagerie médicale

L'imagerie médicale permet d'analyser les tissus par des médias extrêmement divers, qui donnent donc des interprétations diverses selon les modalités. Les techniques d'imagerie médicale et biomédicale sont dites non invasives et non traumatisantes. En effet, en

dehors de l'injection de traceurs pour certaines modalités, aucun prélèvement (biopsie) ni aucune atteinte des barrières de l'organisme n'est nécessaire à leur mise en œuvre [2]. Les différentes modalités d'imagerie biomédicale sont ainsi toutes basées sur l'utilisation de rayons électromagnétiques pour obtenir les informations désirées, sans effectuer de prélèvements sur l'organisme. Ces techniques utilisent des rayonnements répartis sur l'ensemble du spectre électromagnétique : des rayons gamma dans le cas de l'imagerie nucléaire pour les rayonnements les plus énergétiques, aux ultrasons lors des échographies, en passant par les rayons X, et enfin les ondes radio dans le cas des IRM [3] De nos jours, l'échographie est surtout utilisée comme outil de diagnostic pour explorer notamment la cage thoracique, l'abdomen, le système urinaire, des organes tels que le rein, le foie, et le cœur et surtout en obstétrique. Cette modalité permet de fournir au médecin des informations qualitatives et quantitatives et peut être utilisée en complément d'une autre modalité d'image présentant un danger pour le patient. L'exploration des données échographiques pour la quantification volumique, est l'objectif primordial dans notre travail, elle fait appel à une extraction préalable de leurs contours, afin de fournir des mesures quantitatives et une appréciation précise de leur géométrie. Cette modélisation est débuté par une phase de segmentation et finaliser par une procédure de reconstruction tridimensionnelle.[3][4]

1.3 L'échographie

1.3.1 Définition

L'échographie est un outil qui allie rapidité, facilité d'examen et un faible coût comparé aux autres techniques d'imagerie. L'imagerie échographique est fondée sur la découverte qu'un son émis dans une structure est en partie absorbé par les éléments qui la composent et en partie réfléchi en direction de la sonde qui l'a envoyé. Lorsque des sons sont émis par un corps animé d'un mouvement vibratoire, ils se propagent sous forme d'ondes mécaniques susceptibles de subir des réflexions, des réfractions.[1] Les premiers échographies apparus vers la fin des années soixante et fondés sur un balayage manuel ont fait place aujourd'hui à une nouvelle génération de produits.[5]

1.3.2 Formation de l'image échographique

Le principe général de l'imagerie ultrasonore repose sur l'étude des phénomènes liés à la propagation des ondes acoustiques dans les milieux physiques, et plus particulièrement sur la détection des amplitudes et retards des signaux renvoyés par un milieu donné. L'étude de ces signaux permet une représentation du milieu exploré en fonction de ses propriétés physiques. [5] figure 1.1

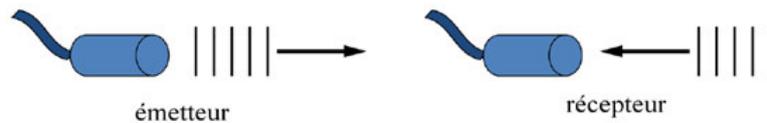


FIGURE 1.1 – principe de fonctionnement de l'échographie

1.3.3 L'acquisition du signal

Une sonde manuelle, dont le rôle est d'envoyer, d'enregistrer et d'amplifier les échos reçus, est mise en contact direct avec la peau du patient (un gel conducteur est en réalité utilisé en raison de la trop grande différence d'impédance entre la sonde et l'air). Elle est équipée d'un dispositif qui émet de courtes impulsions ultrasonores qui se propagent profondément dans le corps et dont une partie est réfléctée par les structures anatomiques. Les ultrasons sont caractérisés par leur fréquence. Plus elle est basse, plus la capacité de pénétration des ultrasons est élevée et moins la résolution est bonne. On essaie donc toujours d'utiliser les fréquences les plus élevées possibles, relativement à la profondeur des tissus. Dans le cadre de l'imagerie échographique du corps humain, les fréquences sont en général comprises entre 1 et 20MHz et sont de l'ordre de 3.5 à 5MHz dans le cas de l'échographie abdomino-pelvienne, ce qui explique la faible résolution des images [5].

1.3.4 Caractéristique

Toute onde, l'ultrason possède plusieurs paramètres qui caractérisent l'onde mais aussi le milieu de propagation [5] :

- Paramètres temporels : fréquence f [Hz] et période T [s] définies telles que $T = 1/f$

- Paramètres spatiaux : longueur d'onde λ [m] et célérité c [m.s-1] de l'onde telles que $\lambda = c/f$
- Célérité c de l'onde : définie par la relation $c = \lambda/T$
- Impédance acoustique Z [Pa.s/m] du milieu : définie à partir de la masse volumique [kg.cm-3] du milieu et de sa compressibilité telle que : $Z = \sqrt{p/x} = p.c$ elle permet de décrire le comportement du milieu vis-à-vis des ultrasons en caractérisant sa résistance.
- Pression P et intensité I : L'intensité correspond à l'énergie qui traverse une unité de surface pendant une unité de temps. Elle est définie par l'expression $I = p^2/z^2$
- la distance d entre l'émetteur et le récepteur elle est définie par l'expression $d = c.t$ dont t est le temps mis par l'onde pour faire un aller-retour.

Le tableau présent dans la figure 1.2 récapitule les paramètres acoustique dans des différents organe

Tissus	Densité KG/m ³	Vitesse m/s	Impédance acoustique kg/m ² /s
Graisse	0.92 10 ³	1446	1.33 10 ⁶
Muscle	1.07 10 ³	1542-1626	1.65 -1.74 10 ⁶
Sang	1.06 10 ³	1566	1.66 10 ⁶
Os	1.38-1.81 10 ³	2070-5350	3.75 – 7.38 10 ⁶
Cerveau	1.03 10 ³	1505-1612	1.55-1.66 10 ⁶
Foie	1.06 10 ³	1566	1.66 10 ⁶
Rein	1.04 10 ³	1567	1.62 10 ⁶
Rate	1.06 10 ³	1566	1.66 10 ⁶
Poumon	0.40 10 ³	560	0.26 10 ⁶
Air	1.02 10 ³	333	0.40 10 ⁶
Eau	1.00 10 ³	1480	1.48 10 ⁶

FIGURE 1.2 – Paramètres acoustiques dans différents organes du corps humain, comparés à ceux de l'air et de l'eau

1.3.5 Principe physique sous-jacent

Un son émis par un corps animé d'un mouvement vibratoire se propage sous forme d'ondes susceptibles de subir des réflexions, des réfractions et des interférences il est en partie absorbé par éléments composant la structure rencontrée et en partie rééchi en direction de la sonde qui l'a envoyé. En échographie, on utilise un cristal piezo-électrique qui, quand il est excité par une impulsion électrique, entre en résonance et émet alors des

ultrasons dont la fréquence est dépendante de l'épaisseur du cristal. Ces mêmes cristaux jouent le rôle d'émetteurs et de récepteurs des ultrasons réfléchis (c'est-à-dire les vibrations induites par les impulsions ultrasonores). Ils portent le nom de transducteurs et ont comme fonction la conversion de l'énergie électrique en ultrasons, et inversement.[6]

1.3.6 Diffusion dans les tissus

Les échos de diffusion sont en général plus petits et plus stables que les échos de réflexion. Les ultrasons sont diffusés par les microstructures des tissus qui sont plus petites que la longueur d'onde de l'onde ultrasonore. Ces microstructures se comportent comme des diffuseurs qui vibrent et ré-émettent les ultrasons. Les diffuseurs parfaits, tel que le sang, répondent à la loi de Rayleigh. Toutefois, les tissus mous ne sont pas des diffuseurs parfaits car ils possèdent des structures internes orientées et les ondes diffusées vont ainsi interférer entre elles et créer une texture dans l'image des tissus, qui sera dépendante de la diffusion mais également de l'échographe. En fonction des distances entre les diffuseurs, ces interférences peuvent être constructives ou destructives et expliquent l'aspect.[6]

1.3.7 Formation de l'onde

Quand une tension alternative est appliquée à un élément piézo-électrique, il vibre et émet un son. Le cristal piézo-électrique a un double rôle d'émetteur et de récepteur. Il émet des ultrasons par salves et se met en écoute pour capter les ultrasons reçus. La durée des salves est un élément conditionnant la résolution des images échographiques. La période d'écoute, qui est de l'ordre de la milliseconde, est plus longue que la période d'émission. Une sonde échographique étant composée de plusieurs éléments piézo-électriques, les faire vibrer tous au même moment pourrait poser un problème lors de la réception du signal, à cause des phénomènes d'interférence entre les différentes ondes.[7]

1.3.8 Formation de l'image échographique

Malgré la grande diversité de constructeurs existant sur le marché de l'imagerie échographique, les échographes modernes fonctionnent tous sensiblement selon le même schéma [5] : la sonde émet des ultrasons puis les réceptionne, les transforme en signal électrique et les transmet au bloc d'acquisition. Ce bloc détecte, échantillonne et adapte

les échos acheminés depuis la sonde. Il a également comme rôle de transmettre à la sonde l'impulsion électrique originelle qu'elle transformera en ultrasons. Le signal électrique est ensuite transmis au bloc de traitement du signal puis à celui de traitement d'image avant d'être affiché. Le processus est détaillé dans la figure [7]

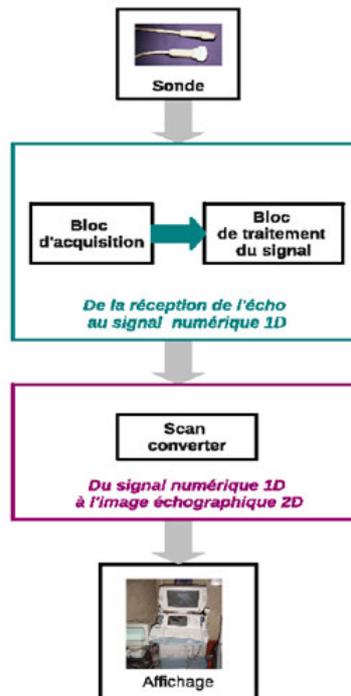


FIGURE 1.3 – schéma de fonctionnement standard de l'échographie

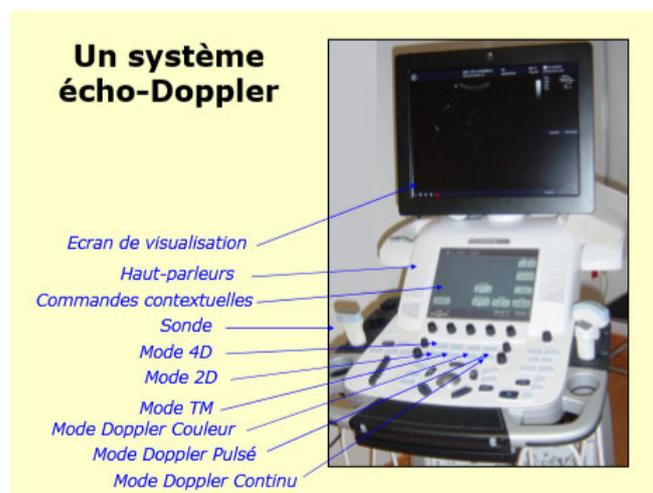


FIGURE 1.4 – Appareil de l'échographie

1.3.9 Les avantages

- L'utilisation des ultrasons est quasiment sans danger. Il n'y a pas d'allergie ni de contre-indication à cet examen.
- Elle est complètement indolore pour le patient. Elle ne nécessite, sauf exceptions, ni hospitalisation, ni anesthésie. Elle peut être répétée dans le temps sans problèmes pour le patient.
- L'échographie est une technique d'imagerie médicale peu coûteuse : elle ne nécessite qu'un seul appareil et le prix des consommables restes très abordables.
- L'échographe est petit et mobile, permettant de réaliser l'examen au lit même d'un patient, dans une unité de réanimation par exemple à la différence de l'IRM.
- C'est une des seules techniques d'imagerie en temps réel.
- Elle permet une grande précision diagnostique en des mains expertes et permet d'utiliser plusieurs modalités pour préciser une anomalie : 2D, 3D, échographie de contraste, doppler pulsé ou couleur...
- Lorsque l'échogénicité et la distance à l'organe le permettent, l'échographie possède dans certains cas une résolution spatiale supérieure au scanner et à l'IRM.
- L'échographie présente trois avantages importants : l'innocuité, la fréquence d'image et le coût de revient. Contrairement aux rayons X ou à l'imagerie nucléaire, les ondes ultrasonores sont totalement inoffensives aux puissances d'utilisation courante (intensité moyenne du faisceau 0,1 mW/mm²). Le patient, tout comme le manipulateur, ne prend donc aucun risque et on peut renouveler l'examen autant de fois que nécessaire. C'est pourquoi l'échographie est utilisée en routine pour le suivi des grossesses. De plus, mis à part les techniques intravasculaires ou intracavitaires, l'examen est souvent complètement externe. Les images échographiques sont obtenues en temps réel. Le médecin peut donc suivre les mouvements des organes, pour détecter d'éventuels défauts cardiaques par exemple.
- Enfin, les considérations financières interviennent de plus en plus dans la pratique médicale. L'échographie est une technique particulièrement économique par rapport aux autres modalités, aussi bien en ce qui concerne le coût d'un appareil que celui d'un examen. De plus l'appareil est très léger et peut être déplacé au gré des besoins[7].

1.3.10 Inconvénients

- L'image manque parfois de netteté, jusqu'à être parfois inexploitable : c'est le problème de l'échogénicité, en particulier en cas d'obésité.
- Les mesures et la qualité des images dépendent beaucoup de la position de la sonde, et donc de l'habilité et de la compétence de l'examineur.
- Ce positionnement manuel de la sonde varie d'un examen à l'autre et n'est pas connu a priori, ce qui rend complexe toute réinterprétation de l'examen et tout recalage avec une autre modalité d'imagerie médicale.
- Le principal bruit qui vient perturber les images ultrasonores est le "speckle" ou granularité (car l'image donne l'impression d'être formée de grains ce qui perturbe l'interprétation). Ce bruit est dû au fait que l'imagerie ultrasonore est une technique d'imagerie qui autorise les interférences entre les ondes et donc cet aspect granuleux de l'image.
- L'échographie présente cependant certaines limites. Elles découlent d'une part des limites physiques des ondes ultrasonores, d'autre part de la nature tomographique des images obtenues.
- L'atténuation limite tout d'abord la profondeur d'exploration. Au fur et à mesure que l'onde se propage, son énergie diminue. Il faut alors trouver un compromis entre la fréquence (plus la fréquence est élevée, plus l'image est précise) et la profondeur (plus la fréquence est élevée, plus l'atténuation est importante). Avec une sonde émettant à 3,5 MHz, la profondeur de l'image sera limitée à environ 15 cm, alors qu'une sonde 7,5 MHz, ne permet d'explorer que quelques centimètres. Il est aussi nécessaire d'avoir une bonne adaptation d'impédance entre les différents milieux.[7]

1.3.11 Les sondes échographiques

La sonde constitue une des pierres d'achoppement de la technique échographique. Elle conditionne la qualité de l'image et a comme particularité le fait de posséder le rôle dual d'émetteur et de récepteur. Elle est généralement qualifiée de transducteur car elle transforme l'impulsion électrique en onde ultra-sonore et, inversement, convertit les informations ultrasonores en signaux électriques. On ne parlera pas ici des problèmes de focalisation qui, s'ils sont primordiaux dans le fonctionnement des échographes, ne nous paraissent pas fondamentaux pour expliquer le processus de formation des images, objectif

premier de ce chapitre. La section suivante va effectuer un bref survol des différents types de sondes utilisées en imagerie échographique.[8]

1.3.11.1 Capteurs utilisés

a. Les sondes abdominales

Fréquences : 3.0, 5.0, 7/10 Mhz L'acquisition du volume se fait suivant trois plans distincts. Le premier plan est obtenu par un balayage mécanique 2D classique, le deuxième plan à partir d'un axe de rotation perpendiculaire au premier plan, le troisième plan à partir d'un algorithme tenant compte des deux premiers plans. Angle d'acquisition de l'image 2D (angle d'examen) : De 40 à 90° suivant les sondes

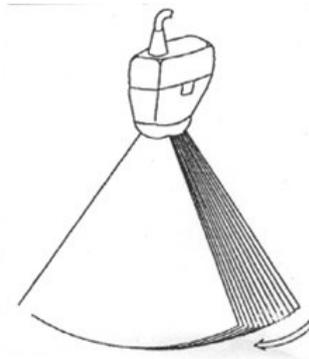


FIGURE 1.5 – Angle de balayage : De 30 à 60 ° suivant les sondes

b. Les sondes transrectales Fréquences : 7/10 Mhz Le principe d'acquisition du volume est le même que pour la sonde précédente. Angle d'examen : 100 °

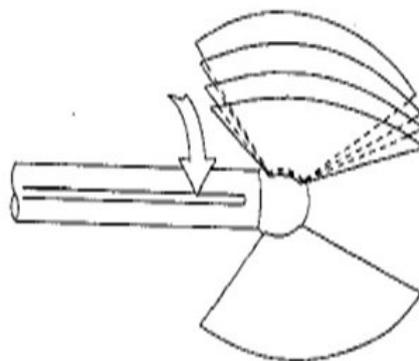


FIGURE 1.6 – Angle de balayage : 140°, 115° ou 90°

c. Les sondes endovaginales à balayage rotatif Fréquence : 7.5 Mhz Le principe d'acquisition du volume est le même que pour les deux sondes précédentes. Angle

d'examen : 100°.

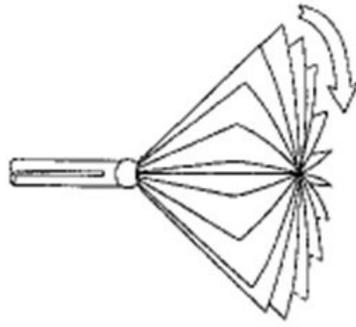


FIGURE 1.7 – Angle de balayage : 180°

d. Les sondes endovaginales à balayage angulaire Fréquence : 5 à 8 Mhz

Le principe d'acquisition est le même que pour les sondes précédentes. Angle d'examen : 40°, 50°, 70°, 90°, 110°, 130°.

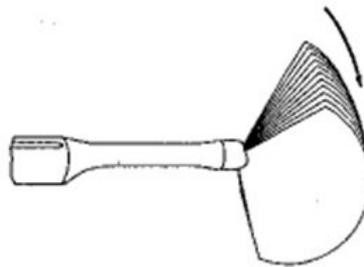


FIGURE 1.8 – Angle de balayage : 10°, 20°, 30°, 40°, 55°, 75°, 95°

e. Les sondes trans-œsophagiennes Fréquences : 5.0 à 6.2 Mhz L'acquisition du volume est obtenue grâce au balayage mécanique (rotation sur 180°) de 64 éléments transducteurs Une commande lance l'acquisition d'un nombre de coupes , a partir d'un axe central de rotation. L'acquisition peut être synchronisée sur l'E.C.G ou un intervalle de temps ou s'effectuer sans synchronisme. Les paramètres définis pour chaque protocole d'acquisition peuvent être mémorisés dans un préréglage. Angle d'examen : 90° à 110°

1.3.12 L'échographie 3D

1.3.12.1 Définition

La technique de l'échographie en 3 dimensions permet en général de récolter plus d'une centaine d'images , qui après calcul et construction par ordinateur fournira une

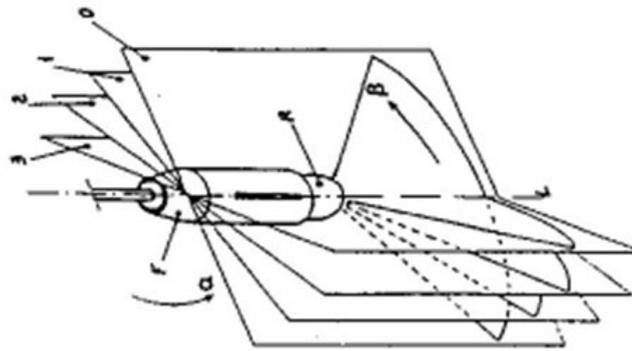


FIGURE 1.9 – Angle de balayage : 180°

image en relief. Vous pourrez mieux apprécier les volumes, et donc avoir une meilleure vision

- Nouvelles possibilités offertes par l'acquisition d'un volume
- Suppression de la subjectivité, Mesures précises et surtout reproductibles des données
- Mesures précises et surtout reproductibles

1.10



FIGURE 1.10 – image par 3D

1.3.12.2 Les avantages de l'échographie 3D.

- En premier lieu, l'échographie 3D permet d'améliorer (par rapport à l'échographie 2D) la visualisation par plans de coupe ainsi que les différentes mesures qu'on peut effectuer. Il devient par ailleurs possible d'observer les données échographiques sous de nouvelles formes et d'avoir des nouveaux plans de coupe irréalisables en 2D. Les

images 3D permettent de saisir très rapidement les formes des objets observés ainsi que leurs positions relatives. En obstétrique par exemple, cela permet d'avoir un bilan plus précis des malformations fœtales grâce à la construction d'images plus informatives.

- Un autre avantage de l'échographie 3D est que les données du patient peuvent être stockées et être retravaillées sans la présence du patient. Cela peut permettre aussi de transmettre ces données à d'autres médecins ou chirurgiens.
- L'échographie 3D est une technique à base d'ultrasons et donc n'irradie pas le patient (au contraire du PET et des radios). Elle permet d'atteindre des meilleures résolutions que les techniques d'imagerie nucléaire (PET, SPECT). Les appareils d'échographie 3D sont nettement moins coûteux que les autres et aussi moins encombrant. L'examen est rapide et facile à utiliser. On peut atteindre des fréquences d'image suffisamment élevées pour être compatibles avec l'imagerie cardiaque. Et pour finir les flux sanguins peuvent être visualisés.

1.3.12.3 Inconvénients et contraintes

-
- Échauffement des tissus - les tissus ou l'eau absorbent l'énergie des ultrasons, ce qui augmente localement leur température. Formation de bulles (cavitation) - quand les gaz dissous sortent de la solution en raison de la chaleur locale causée par des ultrasons.
- Les ondes ultrasonores ont des limites physiques (atténuation, speckle,...) qui rendent l'exploitation des données plus difficiles que pour les autres techniques d'imagerie médicale. Il est nécessaire d'avoir beaucoup de pratique pour analyser correctement une image d'échographie. Du fait des limites physiques, l'échographie ne peut pas être utilisée lorsque de l'air ou des os sont devant la zone étudiée ou lorsque celle-ci est située trop profondément. En ce qui concerne l'échographie 3D spécifiquement, la qualité de la reconstruction dépend de la qualité de l'acquisition du volume. Ceci nécessite donc un échographiste déjà bien expérimenté en échographie 2D. L'apprentissage des techniques 3D est alors relativement rapide avec les techniques automatisées, plus long et plus délicat, avec les techniques d'acquisition

à mains libres.

- La principale contrainte de l'échographie 3D est qu'elle nécessite une absence de mouvement que ce soit de la part du patient, de l'opérateur ou du fœtus pendant le temps d'acquisition. Et ce n'est pas facile de contrôler les mouvements du fœtus ! De plus comme on doit acquérir un volume, le temps d'acquisition est relativement long (comparé à l'échographie 2D qui est instantanée) : l'acquisition des données dure de 3 à 10 secondes. Le temps de reconstruction (30 secondes par image au maximum) est une limite de l'échographie 3D. Mais ces temps devraient diminués rapidement avec des processeurs plus rapides. Une autre contrainte qui est spécifique à l'obstétrique est que le fœtus doit être entouré par suffisamment de liquide.[8]

1.4 Image DICOM

DICOM (Digital Imaging and Communication in Medicine) désigne la norme pour les fichiers numériques créés lors d'examens d'imagerie médicale. Elle recouvre aussi les spécifications concernant leur archivage et leur transmission en réseau (aspects particulièrement importants dans le milieu médical). Indépendant des technologies (scanner, IRM, etc.), et des constructeurs, elle permet de standardiser l'accès aux résultats d'imagerie médicale. Outre les images numériques issues des examens médicaux, les fichiers DICOM véhiculent aussi nombre d'informations textuelles concernant le patient (état civil, âge, poids, etc.), l'examen réalisé (région explorée, technique d'imagerie utilisée, etc.), la date d'acquisition, le praticien etc. Ces fichiers ne peuvent être lus et modifiés que par des logiciels spécialisés.[9]

1.4.1 Avantage des images DICOM

1.4.1.1 Identification unique des images produites

Un service de Radiologie produit plusieurs dizaines de milliers d'images chaque jour (un scanner produit environ 1500 images par heure). Il n'est pas possible de classer ces images dans un format courant de type JPEG ou GIF sans risque de pertes des données démographiques de l'images , (nom du patient, type d'examen, hôpital, date d'examen, type d'acquisition etc...). La norme DICOM permet de rendre unique chaque image pro-

duite et de lui associer des informations spécifiques. Ainsi chaque image est autonome : si elle est perdue, reproduite ou renommée, il sera toujours possible d'identifier formellement son origine, le patient, la date, la série d'où elle provient, les paramètres d'acquisition etc. [10] La norme DICOM n'est pas rigide, elle implique des informations obligatoires et d'autres optionnelles. Plusieurs numéros d'identification uniques UID (Unique Identifier) sont générés automatiquement par les appareils d'imagerie DICOM et obligatoirement présents dans chaque image DICOM. Il ne peut pas exister deux UID identiques pour désigner des informations différentes, quelle que soit la machine et sa localisation, ainsi l'UID d'une série d'images est unique à une date, un patient, une étude, un hôpital et une machine donnée. Cette identification est nécessaire non seulement pour des raisons médicales et médico-légales, mais aussi pour permettre aux machines la formation et la gestion de bases de données.

1.4.1.2 L'indépendante des appareils et des protocoles de communication

La norme DICOM est utilisée au niveau applicatif : elle permet la communication des logiciels entre-eux indépendamment du fabricant (ceci sous-entend que les connections de bas niveau, cablages et protocoles réseaux sont établies).

1.4.1.3 Norme utilise un vocabulaire contrôlé

Il est important que d'une machine à l'autre le vocabulaire soit identique afin que les données soient toujours identifiées et retrouvées de la même façon. DICOM utilise la norme SNOMED ([link is external](#)) (Systemized Nomenclature for Medicine) mise au point par les anatomo-pathologistes.

1.4.1.4 La norme DICOM est adaptable à différentes spécialités médicales

DICOM est désormais adopté par les cardiologues, les dentistes, les anatomopathologistes et les gastro-entérologues.

1.4.2 Liste de logiciels pour manipuler des fichiers DICOM

Les particularités des fichiers DICOM ainsi que les besoins spécifiques des médecins qui les utilisent justifient l'existence de logiciels dédiés pour les manipuler mais aussi pour

les classer et pour les partager en réseau (PACS pour Picture Archiving and Communications System). Le site de la NEMA propose une sélection de logiciels libres capables de manipuler des fichiers DICOM [10]

1.5 La segmentation

1.5.1 Définition

La segmentation d'image est une opération de traitement d'images qui a pour but de rassembler des pixels entre eux suivant des critères prédéfinis. Elle consiste à extraire des points, des lignes ou des régions, qui sont ensuite utilisées comme des données dans une tâche complémentaire comme le recalage, la mesure, l'analyse du mouvement, la visualisation..., etc. Les pixels sont ainsi regroupés en régions, qui constituent un pavage ou une partition de l'image. Il peut s'agir par exemple de séparer les objets du fond. La segmentation consiste à diviser l'ensemble de pixels en régions homogènes et bien séparées. Ces régions possèdent une certaine uniformité pour une ou plusieurs caractéristiques (intensité, couleur, texture..., etc) et sont différentes pour au moins une de ses caractéristiques des régions voisines [11]

1.5.2 Le problème de la segmentation

Le problème de la segmentation d'images est alors caractérisé par : 1. Un ensemble de critères d'homogénéités de la même région et d'inhomogénéité des régions voisines. 2. Un algorithme permettant l'obtention de régions optimisant au mieux ces critères. Bien que le problème de la segmentation d'images ait fait l'objet d'une vaste littérature, ce problème est encore loin d'être résolu et la segmentation, telle qu'elle est définie n'est évidemment pas unique.

1.5.3 Les méthodes de segmentation

Le choix d'une méthode est lié à plusieurs facteurs tels que les spécificités de l'image à traiter (présence de texture, présence de dégradations, non homogénéité de régions, ...etc), conditions d'acquisition, du type d'indices visuels à extraire ainsi que des contraintes d'exploitation. De plus, elle n'est pas en soi et de sa qualité dépend des résultats

des traitements ultérieurs obtenus à partir des primitives extraites. Les régions extraites peuvent être présentées comme entrées pour un système de reconnaissance d'objets ou bien pour un processus de prise de décision. Cependant, les différentes techniques de segmentation existantes sont regroupées en deux grandes catégories de segmentation : les approches régions et les approches contours.

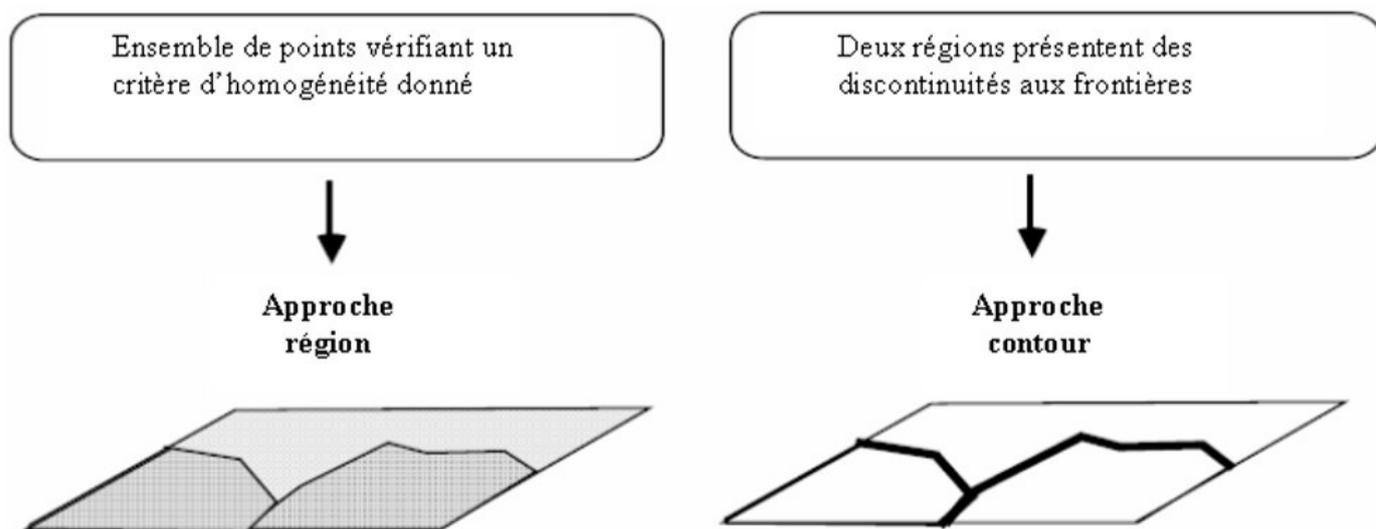


FIGURE 1.11 – Différentes approches de segmentation

1.5.3.1 Approches régions

Les méthodes de l'approche région cherchent à regrouper des pixels qui présentent une similarité et une uniformité en niveau de gris. Contrairement à la segmentation par contours dont le principe est la recherche des points essentiels qui donnent la forme des objets composant l'image. La segmentation en régions consiste à décomposer l'image en des régions homogènes. Une région est composée de l'ensemble des pixels connexes possédant les mêmes propriétés au sens d'un prédicat d'homogénéité donné.

1.5.3.2 Croissance de régions

Ce type de segmentation consiste à faire croître des régions en y ajoutant successivement les pixels adjacents qui satisfont un critère d'homogénéité. La croissance s'arrête lorsque tous les pixels ont été traités. L'étape initiale consiste à sélectionner les germes des régions qui correspondent généralement à un pixel. Puis, les régions sont construites en y ajoutant successivement les pixels qui leur sont connexes et qui vérifient un critère de

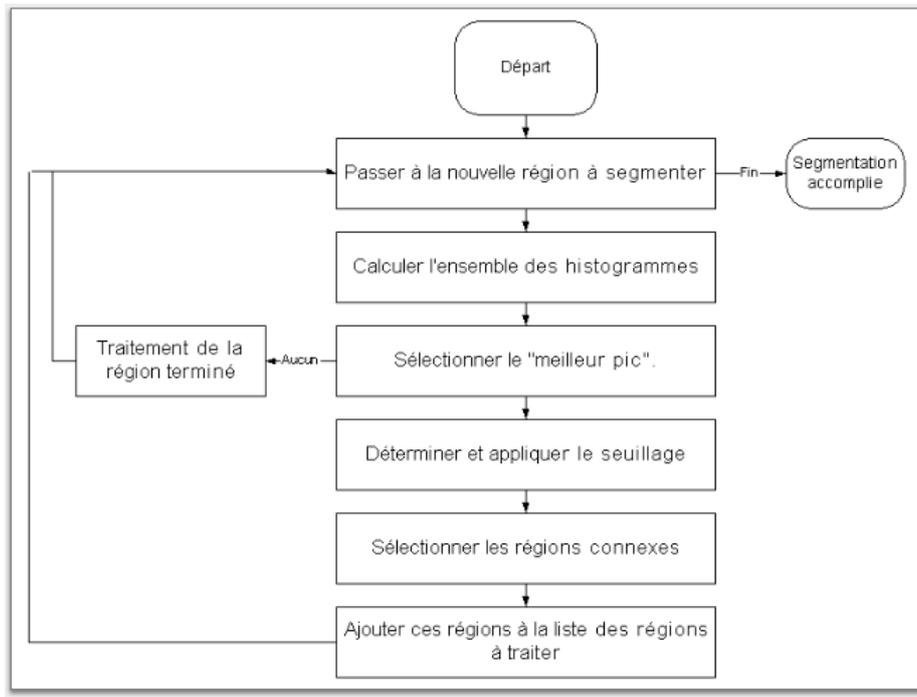


FIGURE 1.12 – : la structure de la proche région

similarité. La plupart des algorithmes de croissance de région sont régis par un parcours de l'image selon le balayage de gauche à droite et de haut en bas. L'avantage de la croissance de régions est de préserver la forme de chaque région de l'image. Cependant, une mauvaise sélection des germes ou un choix de critère de similarité mal adapté peuvent entraîner des phénomènes de sous-segmentation ou de sur-segmentation.[11]

1.5.3.3 Division de régions

L'approche segmentation par division de régions consiste à diviser l'image originale en région homogène au sens d'un critère donné. Ce processus est récursif et considère que la région initiale correspond à l'image à analyser. Si une région ne respecte pas un prédicat d'homogénéité, elle est divisée en quatre sous-régions de taille égale. Chaque sous-région est ensuite analysée. L'algorithme récursif s'arrête L'approche segmentation par division de régions consiste à diviser l'image originale en région homogène au sens d'un critère donné. Ce processus est récursif et considère que la région initiale correspond à l'image à analyser. Si une région ne respecte pas un prédicat d'homogénéité, elle est divisée en quatre sous-régions de taille égale. Chaque sous-région est ensuite analysée. L'algorithme récursif s'arrête [11].

1.5.3.4 Fusion de régions

L'idée consiste à exploiter une partition initiale de l'image constituée de petite région ces régions sont ensuite fusionnées successivement jusqu'à ce que le critère de fusion ne soit plus vérifié. Plusieurs règles de regroupement ont été proposées. Certaines de ces règles mettent en jeu : — Des propriétés statistiques telles que la moyenne ou la variance des niveaux de gris ou couleurs des régions, le contraste maximum des régions..., etc. — Des propriétés géométriques ou morphologiques telle que l'élongation ou la compacité des régions [12].

1.5.3.5 Division-fusion

La segmentation par division-fusion regroupe les deux types d'approche précédents. Tout d'abord, l'image est divisée en régions homogènes qui respectent des critères globaux, puis les régions adjacentes qui répondent a des critères locaux sont fusionnées [12].

1.5.3.6 Classification

Les méthodes par classification ont pour but de partitionner les images en plusieurs classes (comme leur nom l'indique) en regroupant des pixels ayant des niveaux de gris similaires dans une même classe de pixels. Cependant, leur utilisation dans les méthodes de segmentation étant très répandue [12].

1.5.4 Approches contours

Les approches frontières détectent les zones de forte discontinuité de l'image. C'est la frontière des objets qui permet de décrire les objets. Les contours des objets dans les images sont localisés par les maxima locaux du gradient ou les zéros du Laplacien de la fonction de niveaux de gris. Les deux approches fournissent des contours sensiblement équivalents bien qu'elles ne localisent pas tout a fait les mêmes discontinuités. Les difficultés de la détection de contour proviennent du bruit présent dans les images, car il perturbe fortement le gradient. Les approches contours n'aboutissent pas directement à une segmentation, car les contours obtenus ne sont généralement pas connexe et fermés. On utilise alors des techniques de fermeture de contours qui sont utilisées en aval de la détection de contours. Pour éviter ce type d'inconvénients, d'autres approches plus sophistiquées ont été développées

et regrouper sous le nom de modèles déformables. Le principe général consiste à déformer une courbe ou une surface afin de l'adapter au contour de l'objet à segmenter[13].

1.5.4.1 Les contours actifs

Les contours actifs ou modèles déformables sont des méthodes itératives de segmentation apparues en 1988 . Ces méthodes se basent sur la minimisation d'une fonctionnelle d'énergie attachée à un contour en évolution pour détecter les contours des objets dans l'image. Les approches de segmentation basées sur les contours actifs peuvent être divisées en deux grandes familles : les contours actifs paramétriques et les contours actifs géométriques. La première famille, appelée aussi Snakes, utilise une représentation explicite du contour en évolution et réalise un compromis entre fidélité aux données et contraintes sur la courbe. Cette famille souffre d'une sensibilité au bruit, aux faibles contrastes, aux contours manquants et à l'initialisation (le contour initial doit être proche de l'objet cible). Cohen (1991) a ajouté une nouvelle force au modèle Snake de base afin de remédier au problème d'initialisation. Le modèle ainsi modifié, appelé Balloon Snake, peut être vu comme une façon d'imposer une contrainte de forme globale simple, portant sur le volume de l'objet reconstruit. Xu et Prince (1997) ont proposé une autre variante du modèle Snake appelé GVF (Gradient Vector Flow) Snake. Bien que ce modèle apporte une solution aux problèmes de convergence dans les zones concaves et l'initialisation, il ne permet de segmenter qu'un seul objet dans l'image. [12] Afin de permettre le changement topologique du contour en évolution, Osher et Sethian (1988) ont fait appel à la théorie de propagation du front dans les milieux fluides. Ainsi la deuxième famille de contours actifs utilise une représentation implicite du contour via les ensembles de niveaux (level set function). De nombreux modèles de contours actifs géométriques basés sur la formulation Level Set sont apparus et peuvent être classés en contours actifs basés frontière utilisent une fonction d'arrêt sur les points à fort gradient alors que les modèles basés région se basent sur la minimisation d'une fonctionnelle d'énergie pour gérer l'évolution du contour [13].

1.5.4.2 Chen et vese

1.5.4.3 Définition

Le modèle est une combinaison entre les plus modèles utilisés de contour actif classique c'est-à-dire les techniques des mouvements de courbure, et le modèle de segmentation Mumford-Shah. [17] Il est largement utilisé dans le domaine d'imagerie médicale, notamment pour la segmentation du cerveau, du cœur et de la trachée. Le modèle Chan-Vese peut détecter des objets dont leurs frontières ne sont pas nécessairement définies par le gradient Ce modèle est puissant et flexible capable de segmenter de nombreux types d'images dont la segmentation sera très difficiles avec les méthodes classiques, en utilisant le seuillage ou le gradient. Il est basé sur un problème de minimisation de l'énergie, qui peut être reformulée dans la formulation de level set, conduisant à un moyen plus facile de résoudre le problème avec une complexité optimale

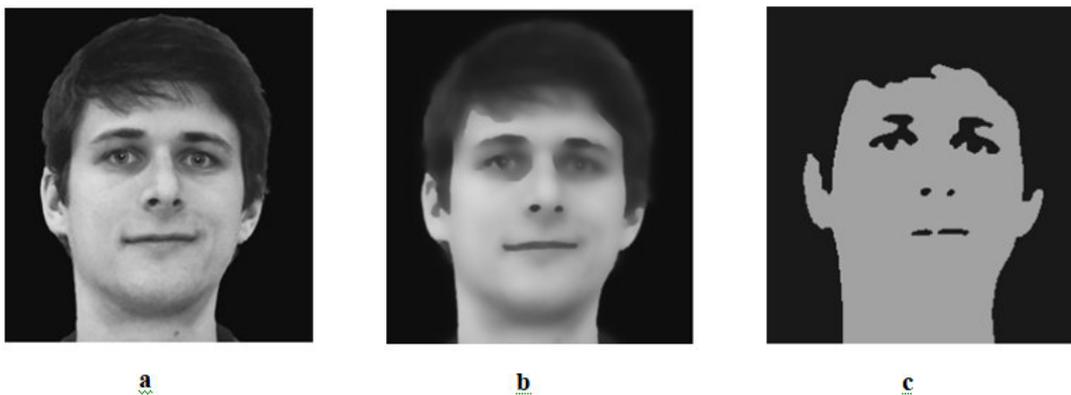


FIGURE 1.13 – : (a) image original (b) image segmente avec Mumford-Shah (c) image segmente avec *chan_vese*

1.5.4.4 Le principe du modèle Chan-Vese

a été exposé dans sa première version sous la forme biphasé, autrement dit, l'image est segmentée en deux régions. La méthode a été par la suite étendue à plusieurs phases pour segmenter l'image en plusieurs régions

1.5.4.5 Les avantages

- un temps de calcul très réduit
- une segmentation rapide et satisfaisante de beaucoup de type d'images.
- La capacité à segmenter l'image en un nombre quelconque de régions

1.5.4.6 Les inconvénients

- L'initialisation des régions (risque de ne pas conduire à une segmentation correcte)

1.6 La reconstruction

1.6.1 Définition

Les méthodologies de visualisation et de reconstruction (indissociables et parfois confondues) se divisent en deux approches duales : les techniques dites de rendu de surface et les techniques dites de rendu de volume.[11] Globalement, il existe la même dualité entre volumes et surfaces dans les volumes numériques (images numériques 3D) que dans les images numériques 2D entre régions et contours où les régions sont délimitées par des contours. Représenter un volume revient donc toujours – ou presque – à en visualiser la surface (périphérie). La différence et la distinction entre les deux approches vient du fait que parfois (dans le cadre des approches surfaciques), on souhaite matérialiser de façon structurée cette périphérie. La figure illustre la dualité de ces deux approches.[14]

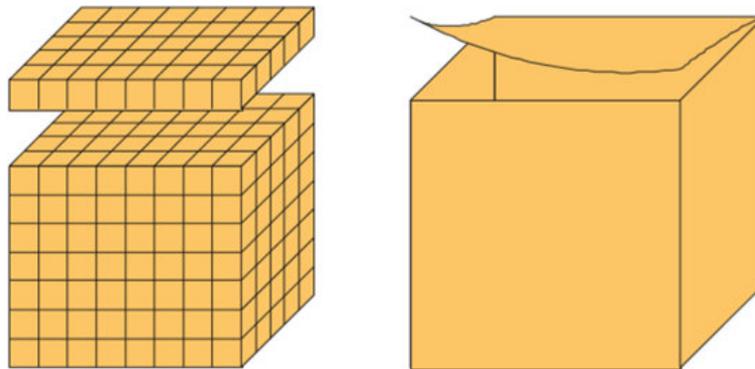


FIGURE 1.14 – Dualité volume surface en imagerie médicale volumique

1.6.2 Approche volumique

Elles bénéficient naturellement des potentialités visuelles considérables, issues de leur nature même de données échantillonnées. Les outils d'analyse que l'on peut y appliquer sont directement issus des outils "classiques" du traitement d'image dont elles sont les correspondants 3D (filtrage, segmentation, morphologie mathématique, ...). Ils est par

contre évident de cette puissance se paye, en coût de stockage et temps de traitement. Il est assez difficile de travailler en temps réel et les visualisations doivent être adaptées[14].

1.6.2.1 Les reconstructions planaires (MPR)

Cette première famille de visualisation du volume est la plus simple, mais finalement la plus ambiguë. Il s'agit en fait de reconstruction d'images 2D, reconstruites à l'intérieur du volume, selon un plan choisi par l'opérateur. Ce type de reconstruction qui – une fois n'est pas coutume – ne nécessite aucune segmentation particulière est connue sous le nom de reconstruction multi-planaire ou multi-planar reconstruction (MPR, en anglais dans le texte). Les plans les plus standards faisant l'objet de telles reconstructions sont les plans classiques de l'imagerie radiologique : sagittal, coronal et transversal (axial)[14].

1.6.2.2 Le MIP : Maximum Intensity Projection

Le principe de cette technique est de projeter sur l'image 2D (écran) le maximum d'intensité des pixels rencontrés dans la direction du regard. Cette technique est devenue quasiment incontournable en imagerie vasculaire où elle est très utilisée, notamment en tomodensitométrie et I.R.M. pour rehausser le contraste des vaisseaux par rapport aux tissus environnants. Il est à noter que l'hyper signal est le plus souvent obtenu par l'adjonction de produits de contraste radio-opaques (scanner) et paramagnétiques (IRM). Le point le plus intéressant de cette approche réside dans le fait qu'il s'agit déjà d'une technique alliant segmentation et visualisation, bien qu'elle nécessite souvent une "épuration" manuelle du volume afin de dégrossir la zone d'analyse[14].

1.6.2.3 Visualisation : Le Depth Cueing

En bon français, on parle de rendu volumique par profondeur. Le point de départ est un volume d'intérêt binaire à visualiser. L'idée sous-jacente, fort simple, est de moduler l'intensité d'affichage des voxels en fonction de leur distance (ou profondeur) à la caméra virtuelle. Le principal avantage de cet algorithme est sa rapidité d'exécution et la possibilité de l'accélérer de façon matérielle par le stockage hardware des valeurs de profondeur. Le rendu est quant à lui d'assez médiocre qualité.

L'algorithme des "marching cubes" est à la base une technique "voxel-based" mais se distingue par le fait qu'elle a pour but de générer une approximation polyédrique de la

surface (frontière) du volume binaire issu de la segmentation.

1.6.2.4 Visualisation : Les Marching Cubes

L'algorithme des "marching cubes" est à la base une technique "voxel-based" mais se distingue par le fait qu'elle a pour but de générer une approximation polyédrique de la surface (frontière) du volume binaire issu de la segmentation. La mise en place de ce procédé repose sur le constat suivant :

- Chaque voxel est un élément globalement cubique (restons dans le cadre d'une isotropie parfaite). A ce titre, il est composé de 8 sommets, astucieusement appelés vertex.
- chaque vertex, on doit répondre à la question de savoir de quel côté de la surface il se positionne. En effet, cette surface est ramenée localement à un petit polygone, définissant un plan et découpant alors l'espace en deux demi-espaces (positif et négatif en regard de l'équation cartésienne implicite). Dès lors, si on considère les 8 vertex d'un voxel, on se retrouve devant 28 soit 256 configurations possibles. Dans la pratique, le jeu des symétries et rotations fait que l'on se retrouve avec 15 configurations distinctes

Le but est donc de définir le rôle de chaque vertex dans la structure de la surface polygonale à représenter. Cette représentation est finalement obtenue par un maillage triangulaire basé sur les sommets des voxels (les vertex). Ce maillage pourra être par la suite représenté via les techniques classiques de visualisation (Z-buffer, modèles d'illumination, ...)

1.6.3 Les approches surfaciques

Comparativement aux approches volumiques (voxel-based), les approches surfaciques s'appuient sur un ensemble bien plus réduit de points : ceux pouvant être considérés comme appartenant à la surface des organes à modéliser. Ces points résultent d'une analyse préalable des images destinée à détecter les contours des formes en présence et à extraire des points pertinents qui constitueront l'ensemble de données de la méthode de reconstruction. Les phases de traitement et d'analyse des images de coupe constituent une étape importante. Elles sont directement à l'origine de la qualité de l'ensemble des points de données dont nous disposons lors de la phase de reconstruction. On peut diviser cette

étape en trois phases distinctes :

- Une phase de pré-traitement : Il s'agit d'utiliser des outils classiques du traitement d'images afin d'épurer celles-ci de tous les défauts nuisibles à une bonne analyse de ces données : on pense évidemment à l'élimination du bruit (filtrage médian), mais aussi à une série de traitements simples (seuillage des niveaux de gris par exemple) aptes à éliminer l'apparition de perturbations physiques dues à la technologie employée (l'écho résiduel de l'air en IRM en est une bonne illustration). Un tel traitement peut déjà demander à ce niveau une étude détaillée, ainsi que l'intervention de spécialistes du domaine médical à même de bien percevoir ces problèmes.
- Une phase d'analyse, dont le but est d'extraire, pour chaque coupe, un ensemble pertinent de points qui seront situés sur la surface de l'organe à reconstruire. Une première étape de filtrage est nécessaire afin de mettre en évidence les contours des images. Ceci est facilement réalisable par un ensemble assez complet de filtres gradient, basés sur des techniques d'approximation du gradient en chaque point de l'image, par l'étude d'une fenêtre centrée sur ce point. Parmi de tels outils, on peut citer les filtres de Prewitt, Roberts et Sobel fréquemment utilisés en traitement d'image. En l'état actuel des choses, l'extraction de points de contour présente un caractère interactif inévitable, tout au moins dans l'analyse des structures à relever, ce qui impose le contrôle et l'intervention d'un utilisateur médical, seul apte à interpréter parfaitement les images. Cette étape nécessite : - l'isolement de la région de l'image concernant par l'organe (ou la structure) étudié, - la mise en place d'un processus d'extraction de points de données. A défaut de pouvoir disposer d'une gigantesque base de données d'anatomie descriptive et d'un processus "intelligent" apte à reconnaître sur des images de coupe n'importe quelle structure référencée, la phase interactive semble inévitable. Néanmoins, on peut considérer plusieurs approches plus ou moins évoluées du point de vue de la facilité d'utilisation et de la fiabilité des résultats : - Une première solution, simple mais naïve et peu précise, consiste à relever manuellement à l'aide d'un périphérique de pointage un ensemble "conséquent" de points sur le contour. Cette opération, fatigante pour l'utilisateur, reste fastidieuse et sujette à une grande probabilité d'erreurs de relevé sur quelques points. - Une approche un peu plus évoluée consiste à relever de la même façon

un nombre plus réduit de points, lesquels seront interpolés ultérieurement par une courbe de forme libre, par exemple une B-spline. On obtient alors une modélisation mathématique approximative du contour. Une discrétisation plus ou moins fine de cette courbe pourra fournir un ensemble de points plus étoffé. - Une solution plus rigoureuse a été introduite par Jean Sequeira. Il s'agit de positionner grossièrement une primitive de forme libre (courbe fermée, ouverte ...) sur les données, un traitement automatique venant par la suite l'ajuster de façon précise. La réduction de la phase interactive au profit d'un traitement numérique diminue alors les erreurs et permet une modélisation plus fine du contour. Il est à noter que l'on trouve ici la notion de "snakes", ces contours déformables venant s'ajuster sur les données suivant le principe de minimisation d'un critère d'énergie

- La troisième phase, souvent occultée parce qu'immédiate, est le recalage 3-D. En effet, sur un ensemble de coupes parallèles et rigoureusement superposées, cette phase est triviale : il suffit de connaître l'écart entre les coupes. Néanmoins, dès que l'on veut travailler sur des images "multi-directionnelles" (l'I.R.M., par exemple, permet de "trancher" suivant n'importe quel plan directeur de façon très précise), ou même multisources (scanner X et IRM), il devient nécessaire de tenir compte de tous les paramètres de l'acquisition pour recaler les données dans l'espace afin d'obtenir un ensemble de points de données corrects. Il est à noter que face à la multitude des formats d'images propriétaires, une norme DICOM unifie le codage informatique des images médicales, notamment au niveau de la description tant spatiale que colorimétrique, et permet désormais de générer facilement un nuage de points tridimensionnel. Une fois celui-ci généré, la phase de reconstruction proprement dite débute[14].

1.6.3.1 Reconstruction par maillage

Lorsque certaines contraintes sont satisfaites, dans des configurations particulières, une telle approche est souhaitable. Un parfait exemple est la modélisation par triangulation. Dans ce modèle, la surface à reconstruire est discrétisée par des triangles issus d'une triangulation de Delaunay des points de données. Le principe est de parvenir à une triangulation 3-D du volume de l'organe à partir des triangulations de Delaunay en 2-D de chaque contour. Une superposition des diagrammes de Voronoï permet d'établir

les connexions entre les triangles de deux coupes afin de construire les tétraèdres de la triangulation 3-D. Une fois celle-ci construite, il suffit de ne conserver que les triangles (ou faces) extérieurs pour obtenir une modélisation surfacique. Dans une telle reconstruction, les points de données sont impérativement situés sur des plans parallèles. Cette contrainte est généralement satisfaite dans la plupart des cas (acquisition volumiques reconstruites en coupes parallèles). Il est à noter que le modèle obtenu ne vérifie aucune propriété de régularité (continuité) de la surface, ce qui peut être indispensable dans le cas, par exemple, d'une reconstruction en vue de la fabrication d'une prothèse. Cet algorithme est donc caractérisé par l'utilisation de critères de proximité entre les points des différents contours parallèles. Malgré l'absence d'extrapolation d'une forme globale, on insistera sur la robustesse de cette méthodologie – largement employée – qui lui permet de reconstruire aisément des structures de forme assez générale.[14]

Conclusion

Ce chapitre nous a donc permis d'exposer les notions fondamentales de notre travail en commençant tout d'abord par la définition des images échographiques, suivie par la type d'image le plus dans le domaine médical. Après, nous avons présenté les méthodes de segmentation. Etant donné que la quantification volumique joue un rôle critique dans le diagnostic du médecin, nous finirons par une présentation de différentes méthodes de reconstruction 3D. L'utilisation d'un volume de données bidimensionnelles dans un objectif purement modélisation tridimensionnelle semble assez délicate, vu le passage complexe de la notion 2D vers le 3D et précisément dans le cadre de la reconstruction tridimensionnelle des structures anatomiques à partir d'un volume de données contenant des images parallèles. La segmentation de chaque coupe nécessite un masque initial pour cela on décide d'étudier la méthode de BlockMatching qui est le thème du chapitre suivant.

Chapitre 2

block matching

2.1 Introduction

La projection d'images successives d'une scène sur un plan 2D complète et enrichi l'information sur la scène 3D projetée (scène réelle), en reproduisant les mouvements de cette dernière. Ces mouvements sont causés par le déplacement d'un objet dans la scène ou le déplacement de la caméra. L'estimation du mouvement consiste à chercher l'origine des objets se trouvant dans l'image cible (à coder) dans l'image référence et d'extraire des vecteurs de mouvement représentant le déplacement de ces objets, en se basant sur une mesure de ressemblance entre ces objets. On essaie donc à trouver un objet dans la référence minimisant cette mesure . Dans une séquence 3D d'image médical le mouvement est un réel problème puisqu'il représente un mouvement en cours de temps (ensemble des frames). Les méthodes d'estimations de mouvements nous aide a spécifier le ROI ou le masque initial des méthodes de segmentation en cours du passage d'une images au suivantes. En général, le mouvement est représenté par un vecteur de mouvement qui décrit une transformation d'une image en deux dimensions vers une autre. Dans ce chapitre nous nous proposons de décrire les principaux algorithmes basés sur la technique de mise en correspondance des blocs. Les choix du concepteur au niveau de l'algorithme d'estimation du mouvement peuvent influencer sur la qualité de l'image. Ainsi nous proposons une étude sur la stratégie de recherche utilisée, de l'utilisation de taille variable de blocs, associées à ces algorithmes seront ensuite décrites. Enfin, une présentation générale configurable est proposée comme une solution flexible et efficace pour l'estimation de mouvement.

2.2 Méthode de BM

2.2.1 Définition

Le BM est une méthode de corrélation cherchant le bloc le plus ressemblant (dans l'image de référence) au bloc courant dans l'image cible. Il suppose la subdivision de l'image en blocs non chevauchés de tailles identiques qui sont vus comme des blocks indépendants où les pixels composant chaque bloc ont la MÊME allure de mouvement. Le vecteur de mouvement est connu lorsque la position d'origine du bloc de référence est identifiée. La recherche des blocs similaires dans l'image de référence s'effectue seulement dans une zone appelée zone de recherche de largeur $2d$ et de centre les coordonnées du block cherché. On cherche dans cette zone le bloc minimisant une mesure de distorsion (BDM : Block Distorsion Mesure), tout en supposant que les pixels du même block ont le même mouvement translationnel et auront ainsi le même vecteur de mouvement

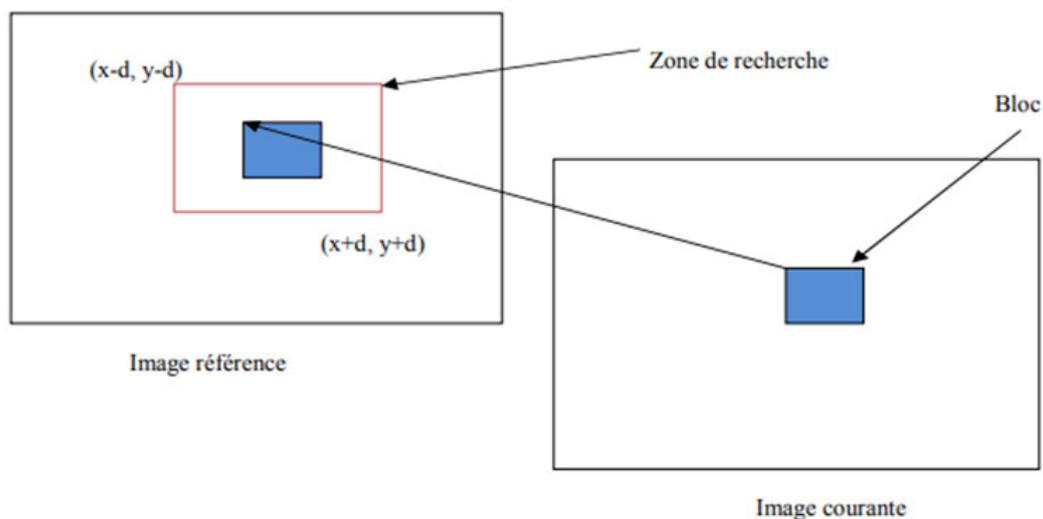


FIGURE 2.1 – Zone de recherche en BM

L'opération de base de BM est de prendre un bloc candidat et le comparer au bloc Zone de recherche $(x-d, y-d)$ Bloc $(x+d, y+d)$ cherché. On utilise généralement la différence entre les valeurs de la composante de luminance Y , qui contient l'essentiel des informations, pour évaluer la correspondance. Tous les blocs candidats sont comparés au bloc cherché, celui qui minimise la BDM est pris comme bloc de référence [15].

2.2.2 Paramètres de méthode de B.M

2.2.2.1 Largeur de la zone de recherche

La largeur de la zone de recherche affecte directement la vitesse et la précision de l'encodeur vidéo. Dans la plupart des standards, c'est un paramètre limité à partir des expériences ou imposé par les contraintes des implémentations hard. Cependant, les séquences de mouvement rapide, où les objets changent leurs positions d'une image à l'autre d'une distance considérable, doivent subir une recherche dans une zone couvrant ce déplacement, engendrant bien sûr un temps de calcul plus long. Par contre, les séquences de mouvement lent doivent minimiser la zone de recherche pour profiter du temps d'estimation [16]. Le choix de cette distance peut être fait par intervention de l'utilisateur en choisissant directement la taille de la zone de recherche ou tout simplement en spécifiant le type de mouvement (rapide, lent, statique). [16]. Le nombre de blocs comparés peut dépasser le nombre de pixels de la zone de recherche si on utilise une précision de l'ordre d'une fraction de pixel. Des techniques utilisent des blocs de demi, quart ou même huitième de pixel, elles subdivisent l'intervalle entre deux pixels en quatre intervalles délimités par des pixels virtuels approximatés (interpolation des deux pixels, et on compare le bloc d'origine avec le bloc débutant par ces pixels), ce qui a permis aussi de donner une précision très importante.

2.2.2.2 Nombre de blocs candidats

Le nombre de blocs candidats, dans l'image référence, à la comparaison avec le bloc cherché détermine dans une grande partie les résultats de l'estimation du mouvement. Il diffère d'un algorithme à l'autre selon la stratégie de sélection des candidats de la zone de recherche utilisée. Un nombre important de blocs candidat engendre une faible vitesse de codage et Estimation de mouvement par la méthode de block matching [17] n'implique pas une précision importante, la dispersion des blocs dans la zone de recherche a aussi une importance. Dans les séquences complexes, un nombre de candidats concentrés dans une région limitée peut écarter de meilleurs blocs. Donc, plus les blocs candidats ne sont éparpillés dans la zone de recherche, plus la chance d'atteindre le bloc optimal est grand.

2.2.2.3 Taille des blocks

La taille du bloc choisie affecte clairement la recherche et la comparaison des blocks et ainsi la performance de l'estimation de mouvement. En choisissant une taille importante des blocs (8, 16, 32,64), on réduit la précision des vecteurs du mouvement obtenus du fait que les grand blocs contiennent des objets de mouvements différents en vitesse et en direction, mais d'un autre coté on gagne en matière de la taille des informations émises concernant les vecteurs de mouvement puisque le nombre de blocs est réduit. Le choix d'une taille réduite (2,4,...) permet d'explicitier le mouvement des objets et les limites des objets seront bien identifiées et permet aussi de produire des vecteurs de mouvement très précis. D'un autre côté, les petits blocs souffrent des problèmes de sensibilité au bruit et d'ambiguïté des objets en plus du temps de calcul important. Les tailles de 8×8 et de 16×16 des blocs sont considérées généralement adéquates pour les applications de compression vidéo. Les standards H26x et MPEG-x utilisent une taille de 16×16 . Dans la littérature, on trouve des techniques adaptant une taille variable des blocs et qui ressemblent aux techniques de millage utilisées dans la synthèse d'image pour profiter des avantages disponibles dans chaque cas de la séquence [16].

2.2.2.4 Pixels compares

Le calcul de la mesure de ressemblance (la comparaison de deux blocs) utilise deux boucles imbriquées pour balayer tout le bloc et calculer la différence des pixels deux à deux, et ceci pour chaque bloc candidat. Plusieurs techniques ont été utilisées pour minimiser le nombre de pixels comparés entre deux blocs, et ainsi réduire considérablement le temps de calcul, tout en gardant le maximum de précision pour la fonction de correspondance [17]. Une technique de comparaison en table de damier a été utilisée



FIGURE 2.2 – Comparaison en table de damier

Cette technique réduit le temps nécessaire à la moitié, mais elle fonctionne mal en cas des séquences où les objets sont de forme régulière (rectangles, triangles, ...). Une autre technique consiste à sous échantillonner les images (réduire la taille des blocks) et ainsi comparer les blocks (BDM) d'un coût très réduit. D'autres techniques utilisent des modèles de correspondance carrément (Matching Pattern) où sont déterminés les pixels comparés de ceux non comparés selon le type de la séquence à traiter

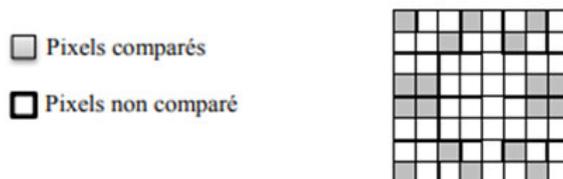


FIGURE 2.3 – Modèle de correspondance

Ces tables, si elles sont bien choisies, permettent de gagner un gain très important en temps de calcul tout en gardant une précision acceptable.

2.2.2.5 Fonction de ressemblance

C'est la fonction principale du BM, elle décide à quel point un bloc est similaire à un autre; elle est appelée aussi Mesure de Distorsion de Bloc (MDB). Son choix est nécessaire pour arriver à un bloc optimal. Elle a aussi un impact direct sur la complexité de calcul et sur la précision de l'estimation de mouvement. Plusieurs fonctions ont été utilisées dans la littérature [18-19]. Soit $N \times N$ taille du bloc et I_c l'image cible et I_r l'image de référence, (x,y) les coordonnées du bloc cherché et (dx,dy) le vecteur de mouvement. Moyenne des différences absolues (MDA)

$$MDA = 1/2N \sum_{i=0, J=0}^{n-1} |(IC(x + i, y + j) - IR(x + i + dx, y + j + dy))|$$

- Erreur quadratique moyenne (EQM)

$$EQM = 1/2N \sum_{i=0, J=0}^{n-1} |(IC(x + i, y + j) - IR(x + i + dx, y + j + dy))|^2$$

Dans l'estimation du vecteur de mouvement, on essaye de minimiser la fonction choisie parmi ces fonctions. Ces fonctions ont prouvées leur performance pour les images

réelles. La fonction NDS peut être ajustée pour s'adapter aux caractères de la vision humaine. La fonction MDA semble la plus utilisée en pratique grâce à sa simplicité de calcul et de son adaptabilité pour les implémentations hard.

2.2.2.6 Seuils d'acceptabilité

Après la recherche des blocs, on aboutit à un bloc (vecteur de mouvement) qui minimise la fonction de ressemblance (MDB) utilisée. La valeur de cette fonction pour ce bloc nous permet de prendre l'une des décisions suivantes [19] : 1- Le bloc référence est similaire au bloc cible, ce qui implique l'envoi du vecteur de mouvement uniquement. Ceci est vrai si la valeur de la fonction est inférieure au seuil de ressemblance (Figure 2.4).

$$MDB(Bc, Br) \leq MinMDB$$

2- Le bloc référence ne ressemble pas au bloc cible, ce qui implique l'envoi du bloc cible tout entier (luminance et chrominance) comme une image intra. Ceci est vrai si la valeur de la fonction dépasse le seuil de non ressemblance.

$$MDB(Bc, Br) \geq MaxMDB$$

3- Le bloc référence ressemble au bloc cible mais nécessite une légère modification, ce qui implique l'envoi du vecteur de mouvement et la différence de luminance entre les deux blocs. Ceci est vrai si :

$$MinMDB \leq MDB(Bc, Br) \leq MaxMDB$$

Estimation de mouvement par la méthode de block matching 28 Blocs identique
blocs ressemblant blocs différents

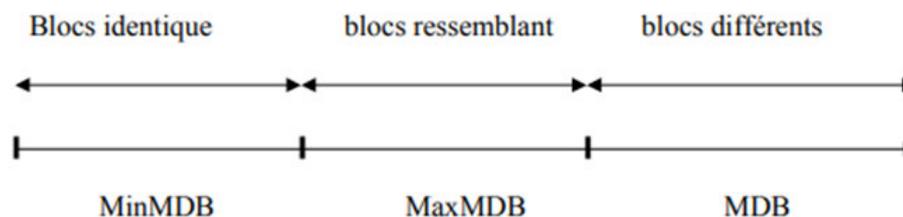


FIGURE 2.4 – Modèle de correspondance

2.2.2.7 Seuils d'acceptabilité de ressemblance des blocs

L'optimisation des algorithmes de recherche en Block Matching a été largement étudiée au cours des deux dernières années [20] vu son impact fondamental sur l'efficacité de la compression et sur ses différents besoins en calcul et en bande de transmission. La complexité (le coût) d'un algorithme de Block Matching peut être mesurée grâce à la fonction :

$$cout = Ntest * Nb * Cp * Cctrl$$

Où :

- Ntest est le nombre de blocs testés ou vérifiés. Il est relatif à la largeur de la zone de recherche et à la stratégie de candidature des blocs utilisés dans cette zone.
- Nb est le nombre de pixels du bloc comparés.
- Cp est le coût de mesure de correspondance entre deux pixels (pixel de référence et pixel cible) en nombre d'opérations de calcul (multiplications, additions, décalages, valeurs absolues, . . .). Il est relatif à la fonction MDB choisie.
- CCtrl est le coût de la décision en fonction des résultats obtenus de la comparaison. Plusieurs algorithmes ont été développés visant la réduction des opérations de calculs en sacrifiant un peu de précision des vecteurs de mouvement. La plupart de ces algorithmes se basent sur la réduction de l'un (ou plus) des paramètres déjà cités

2.2.3 Algorithmes et stratégies de recherche

Durant l'estimation de mouvement, des pré traitements sont réalisés. Chaque image est décomposée en plusieurs blocs de taille 8x8 ou 16x16. Ces blocs sont aussi nommés « macro- bloc ». Chaque bloc est considéré comme étant un élément indépendant. En effet, la méthode de mise en correspondance de blocs « Bloc-Matching » (figure 2.5) a pour objectif de rechercher la position la plus probable d'un macro-bloc extrait de l'image courante dans une image de référence passé ou future. La zone de recherche est généralement centrée dans l'image de référence sur la position du macro-bloc dans l'image courante. Sa taille est variable et fixée par l'utilisateur (typiquement 16 pixels). Par la suite, un balayage de la fenêtre de recherche est effectué jusqu'à la convergence de la

recherche [21].

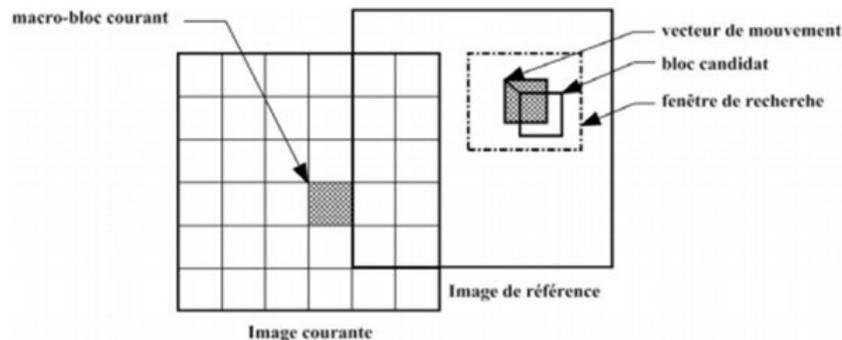


FIGURE 2.5 – Mise en correspondance de block

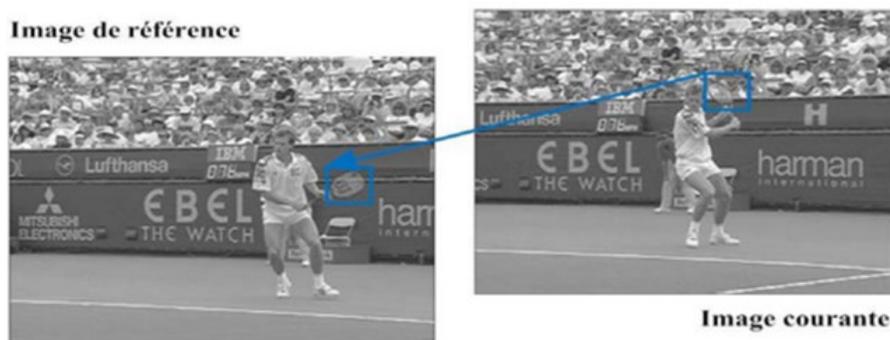


FIGURE 2.6 – Mise en correspondance des blocks

La convergence est définie comme la minimisation du critère de distorsion. Ainsi, pour la section suivante, une description générale ainsi qu'une classification ont été effectuées afin d'analyser et de déterminer les principales caractéristiques de chaque méthode.

2.2.3.1 Méthode de recherche exhaustive

L'algorithme de recherche exhaustive « Full Search » (FS) est un algorithme caractérisé par sa précision et sa régularité. En effet, son principe est de comparer au bloc de référence, tous les blocs possibles présents dans la fenêtre de recherche, et ce de manière exhaustive [22]. Pour comparer exhaustivement le macro-bloc à tous les blocs de référence dans la fenêtre de recherche, l'algorithme FS nécessite un très grand nombre d'opérations, car il réalise un balayage de toute la fenêtre de recherche suivant les directions horizontale et verticale. C'est l'algorithme le plus simple. Il donne les meilleurs résultats, mais c'est aussi le plus coûteux en termes de calculs. Par conséquent, de nombreuses techniques

rapides ont été mises au point dans le but de réduire le nombre de «Matching» à réaliser, tout en donnant une solution la plus proche de l'optimum, telles que Three Step Search (TSS), Four StepSearch (4SS), Block-Based Gradient Descent Search (BBGDS), Diamond Search (DS), [23].

2.2.3.2 Méthodes itératives

Les méthodes itératives font partie des méthodes rapides proposées dans la littérature. Le principe général de ce type d'algorithme est d'effectuer la recherche en plusieurs étapes, et plusieurs phases d'estimation. Chaque étape courante dépend de l'étape précédente. Le point ayant le minimum de distorsion sert à calculer les nouvelles adresses des points à tester de l'étape suivante. Le but étant de minimiser le nombre d'opérations de mise en correspondance de blocs, les stratégies consistent à optimiser un parcours parmi les blocs potentiels dans la fenêtre de recherche. Chaque algorithme suit pour cela une grille (ensemble de positions) de forme bien déterminée (carré, losange, cercle, hexagone) avec un rayonnement variable pour chaque étape. Les conditions de branchement entre les étapes et de convergence restent propres à chaque stratégie. Dans la suite, une description générale d'une variété des stratégies récursive est présentée [24].

2.2.3.3 L'algorithme Block-Based Gradient Descent Search

L'algorithme « Block-Based Gradient DescentSearch » (BBGDS) [25] est un algorithme itératif qui consiste à évaluer le critère de matching pour chaque position d'une grille carrée de taille 3x3 pixels. Ainsi 9 positions sont testées à chaque étape. Si le minimum de critère de distorsion (MCD) est obtenu pour la position située au centre de la grille, l'algorithme est considéré comme convergeant et le processus de recherche est alors arrêté

Sinon, la procédure de recherche se poursuit soit jusqu'à obtention d'un minima en position centrale soit en atteignant les limites de la fenêtre de recherche prédéfinie. Lors d'une nouvelle itération, la grille est définie autour du minima obtenu lors de la phase d'estimation précédente. Ainsi, une forte proportion des positions a déjà été estimée. Pour éviter de réaliser des calculs redondants et donc de ralentir le traitement, seuls 3 ou 5 points sont calculés, selon la position du point optimal. La procédure de recherche de la méthode BBGDS assure que la recherche est effectuée dans la direction de descente du

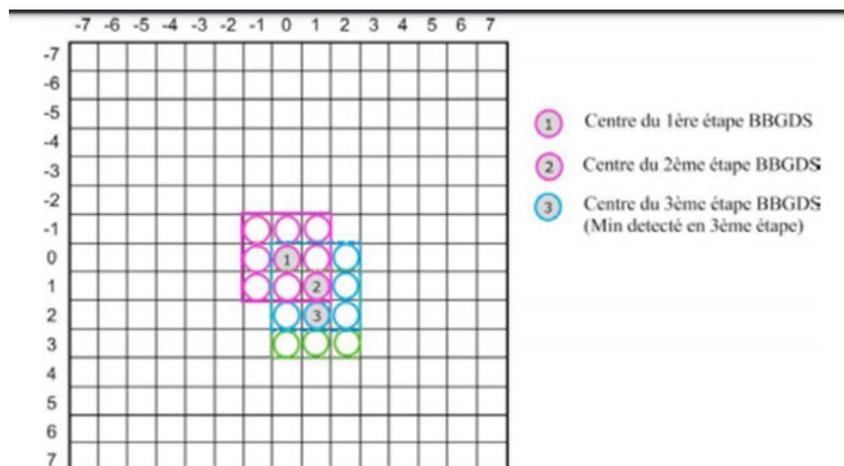


FIGURE 2.7 – Exemple de calcul pour BBGDS

gradient. C'est la direction qui minimise localement la valeur de la distorsion. Le procédé est illustré dans la figure 2-6, où le vecteur de mouvement trouvé est $(1, 2)$.

2.2.3.4 L'algorithme de recherche « ThreeStepSearch »

L'algorithme de recherche « ThreeStepSearch » (TSS) [26] permet de réduire la complexité des calculs en réduisant le nombre de points recherchés. La méthode TSS est recommandée par H.261 et MPEG en raison de sa simplicité et son efficacité. La figure 2-7 illustre les étapes de recherche de cet algorithme. Le nombre encadré représente l'ordre de l'étape de recherche. Les cercles de fond gris indiquent le choix final de chaque étape. Dans la première étape, les neuf premiers candidats autour du centre (x,y) . Deux positions voisines dans le motif sont distantes d'un pas noté "d". Ainsi les positions des neuf points considérés sont alors $(x-d, y-d)$, $(x, y-d)$, $(x+d, y-d)$, $(x-d, y)$, (x, y) , $(x+d, y)$, $(x-d, y+d)$, $(x, y+d)$, et $(x+d, y+d)$. La position permettant d'obtenir le minimum de distorsion (MAE, MAD, ...) sera le centre de la prochaine étape. Dans la deuxième étape, la recherche s'effectue autour du minimum obtenu lors de l'étape précédente, mais avec une réduction de moitié du pas d. Le processus est réitéré lors de la troisième étape et neuf positions sont ainsi considérées. Lors de cette troisième et dernière phase la distance d est à nouveau réduite d'un facteur deux, les neuf positions se trouvent ainsi voisines. Le point associé au minimum d'erreur est considéré comme le déplacement et permet d'établir le vecteur de mouvement associé. (La figure 2-8) illustre cette recherche en 3 phases. Nous limitons la plage de déplacement $\pm 7 \times 7$ c'est-à-dire entre $(-7, 7)$ aussi bien pour les abscisses que pour les ordonnées. A la fin de la recherche, l'algorithme converge

sur la position (7,-6). Pour cette zone de recherche, l'algorithme de recherche exhaustive FS teste $15 \times 15 = 225$ matching, néanmoins, TSS teste seulement $9 + 8 + 8 = 25$ matching [27].

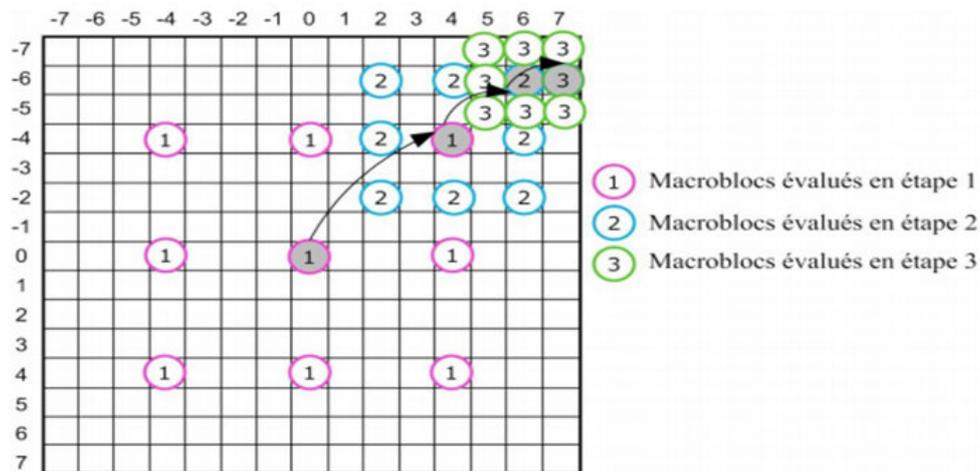


FIGURE 2.8 – Algorithme Three step search (TSS)

Le nombre des points à tester est ici divisé par 9 par rapport à la méthode de recherche exhaustive, ce qui représente une accélération importante en temps de traitement. Le nombre de matching est fixe pour une recherche en 3 phases mais la zone de recherche doit être limitée pour conserver une bonne qualité de détection (et donc de codage). Pour autant, même avec une plage de recherche limitée, l'algorithme n'assure pas une convergence vers le même minima de distorsion que la méthode FS. Ainsi l'algorithme TSS dégrade généralement la qualité d'images, surtout dans les séquences de mouvement rapides. Pour remédier à ce problème, l'algorithme d'estimation de mouvement New ThreeStepSearch (NTSS) [28] a été proposé comme solution. Le NTSS se distingue par rapport à TSS par l'ajout de huit nouveaux points pendant la première étape autour du point central, en plus de conditions d'arrêt supplémentaires. L'algorithme NTSS conserve la simplicité et la régularité de la méthode origine TSS, il fonctionne mieux que TSS en termes de robustesse et d'erreur de compensation de mouvement, et est tout à fait compatible avec TSS en termes de la complexité de calculs.

2.2.3.5 Recherche à quatre étapes

L'algorithme de recherche en quatre étapes « Four StepSearch » (4SS) a été proposé par LMPo et WCMa [29] en 1996 comme étant un algorithme rapide et inspiré de l'algo-

rithme TSS. Cette méthode utilise comme pour l'algorithme TSS un modèle de recherche uniforme en grille carré. Les deux algorithmes TSS et 4SS se ressemblent, en utilisant le même motif de recherche en carré. Cependant, il existe deux points de différences majeures entre ces deux algorithmes. Premièrement, dans le cas de l'algorithme 4SS, la taille de motif est figée pour les premières étapes, et permet contrairement à la méthode TSS d'obtenir des points de chevauchement entre celles-ci, et donc de réduire le nombre des points testés. Deuxièmement, le 4SS offre la possibilité d'un arrêt conditionnel permettant de réduire le nombre total de points cherchés. (La figure 2-8) montre une description générale de fonctionnement du 4SS. A la première étape, une grille en carré de taille 5x5 pixels est sélectionnée comme étant le motif de base de recherche. Elle comporte les neufs points candidats. Cette grille est appliquée pour les trois premières étapes, cependant pour la quatrième étape cette grille est réduite pour une taille de 3x3 pixels. Le candidat ayant obtenu le minimum de critère de distorsion (SAD, SSD, MAE, . . .) sera le centre de l'étape de recherche suivante (point du fond gris sur la figure). Afin d'optimiser les nombres des points recherchés, une technique d'arrêt conditionnelle est utilisée par le 4SS. Si le centre de la zone de recherche obtient le minimum de distorsion, l'étape de recherche suivante est directement la grille de taille 3x3 de sorte que le nombre de points de recherches requises peut se réduire, dans le meilleur des scénarios à 17 Matching ($9+8=17$) [30].

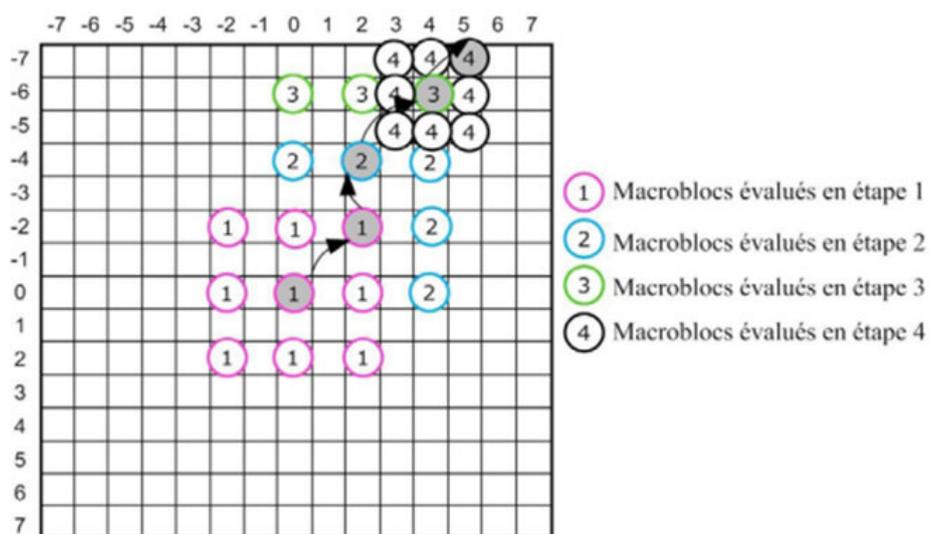


FIGURE 2.9 – Algorithme de recherche à quatre étapes (4SS)

En outre, à chaque étape, il existe plusieurs points de recouvrement. Selon la position du minimum, c'est seulement 3 ou 5 points qui demeurent à calculer, le reste des points

a déjà été estimé. Ainsi, lors des 4 phases consécutives d'estimation, le nombre maximum de positions considérées sera donc égal à 27 ($9+5+5+8$). Le nombre de points varie donc entre un minimum de 17 et un maximum de 27. Bien que dépendant de la nature de l'image, le nombre de points considérés se retrouve en moyenne généralement inférieur à celui traité avec la méthode TSS. Les performances de codage peuvent être légèrement améliorées tel que l'attestent les travaux de al [31]. Ainsi le PSNR peut s'accroître de 0.4db.

2.2.3.6 Recherche en diamant

Fondamentalement parlant, la forme et la taille du modèle de recherche exploitée dans les algorithmes rapides détermine non seulement sa vitesse de recherche mais influe également sur les performances d'estimation du mouvement. Généralement, de multiples points de minima locaux existent dans la fenêtre de recherche, en particulier, pour les séquences d'images présentant une forte densité de mouvements différents. Par conséquent, en utilisant une grille de recherche de petite taille et un pas d séparant deux positions voisines égal à 1, (tel que dans la méthode BBGDS), il est tout à fait possible d'être piégé dans un minimum local pour les séquences vidéo où existent des mouvements importants. Lorsque la distance d s'accroît, comme notamment avec l'algorithme TSS, la méthode de détection devient plus robuste pour la détection de mouvements rapides mais il est toujours possible de tomber dans un minimum local. Un nouvel algorithme de recherche suivant une grille en diamant « DiamondSearch » (DS) a été développé pour limiter cet inconvénient [32]. La méthode DS est basée sur neuf points de recherche initiaux, mais ces points de recherche forment un diamant au lieu d'un carré, induisant une distance d légèrement supérieure à 1, qui permet d'éviter d'évaluer les distorsions de manière exhaustive et introduit des déplacements diagonaux de la grille. D'autre part, la méthode utilise deux grilles de recherche de tailles différentes, toutes deux en forme de diamant, comme illustré dans la Figure 2-10. Le premier motif, appelé « Large DiamondSearch Pattern » (LDSP), comprend neuf points d'estimation : un point central et huit points formant un losange. Le deuxième motif, est composé de cinq points d'estimation, et possède la forme d'un petit diamant, « Small DiamondSearch Pattern » (SDSP).

Dans la procédure de recherche de l'algorithme DS, le LDSP est utilisé sur plusieurs itérations jusqu'à ce que le minimum de critère de distorsion soit obtenu au point cen-

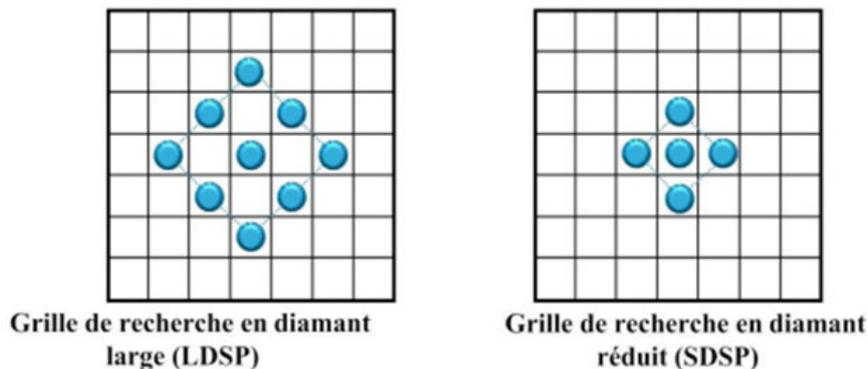


FIGURE 2.10 – Modèle de recherche utilisé par DS

tral. La grille de recherche est alors changée de LDSP à SDSP qui représente la phase de recherche finale. Parmi les cinq vérifications à tester dans le SDSP, la position qui donne le MCD permet d'obtenir le vecteur de mouvement du bloc donnant la meilleure correspondance [33]. L'algorithme DS est donc structuré comme suit : Etape 1 : Le LDSP initial est centré sur l'origine de la fenêtre de recherche, et les 9 positions du LDSP sont évaluées en termes de distorsion. Si le MCD obtenu est situé en position centrale, alors l'algorithme passe à l'étape 3, sinon il passe à l'étape 2. Etape 2 : Le MCD obtenu dans l'étape de recherche précédente sert de centre à la nouvelle grille de type LDSP. Si le nouveau MCD obtenu est située à la position centrale, alors l'algorithme passe à l'étape 3, sinon, cette étape est répétée. Etape 3 : Le motif de recherche passe de LDSP à SDSP. Le point trouvé dans cette étape représente la position correspondant au macro-bloc de référence la plus probable dans la zone recherche. (Les Figures 2-11) (a,b) illustrent les deux déplacements possibles de la grille LDSP de recherche. La Figure 2.11 (c) représente l'utilisation de la grille de type SDSP, consécutive à l'obtention du MDB en position centrale lors de l'itération précédente. Le chevauchement des positions est représenté pour ces trois configurations. En violet, apparaissent les positions n'ayant pas été évaluées dans l'itération précédente.

- a) Déplacement consécutif à l'obtention du MCD en coin.
- b) Déplacement consécutif à l'obtention du MCD sur un bord ;
- c) Passage du LDSP à SDSP consécutif à l'obtention du MCD en position central

(La figure 2-11) illustre un exemple de chemin de recherche qui conduit au vecteur de mouvement $(-4,-3)$ avec un nombre d'étapes de recherche égal à cinq : quatre étapes pour la phase à base de LDSP et une étape finale avec l'utilisation du SDSP .Au total

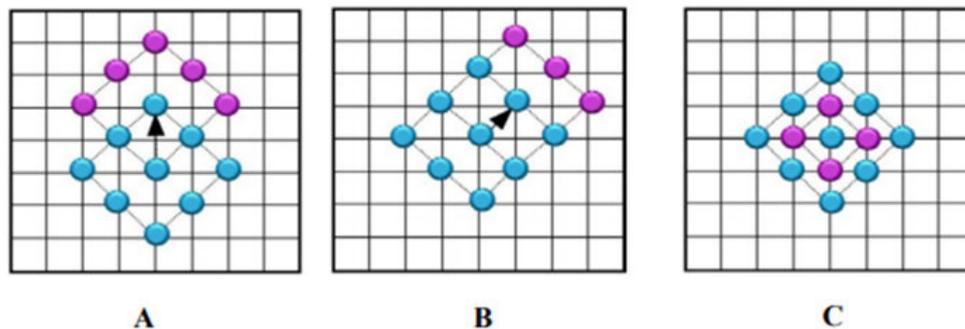


FIGURE 2.11 – Illustration 1.

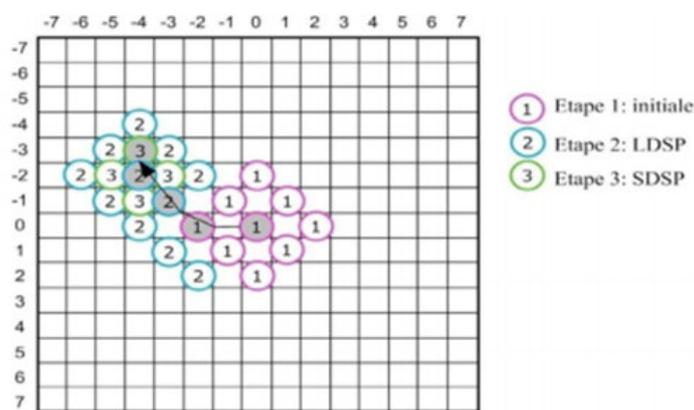


FIGURE 2.12 – Illustration 2

la recherche a été réalisée pour 24 points, soit respectivement neuf, cinq, trois, trois et quatre points de recherche au cours des 5 phases d'estimation [34-36].

2.2.4 Comparaison des méthodes de Block Matching

Les algorithmes de block Matching présentés ci-dessus ne sont pas les seuls ; il en existe d'autres, mais qui sont destinés à des applications précises telles que les scènes 3D, ou le suivi des objets, ou pour des accélérations maximales au détriment de la précision [37]. L'amélioration de tels algorithmes passe par leur comparaison pour tirer leurs propriétés, avantages, inconvénients et les types de séquences pour lesquelles ils donnent les meilleurs résultats. Du point de vue théorique, on remarque que chacun des algorithmes précédents, mis à part le Full Search, est conçu pour un type précis de séquences, puisque la valeur du pas de recherche représente en quelque sorte la vitesse attendue (estimée) par l'algorithme. -L'algorithme DS suppose que le bloc cherché est très proche de l'ori-

gine, c'est-à-dire que son mouvement est lent est par conséquent son pas de recherche est très réduit (égal à 1). Cette considération limite l'efficacité de cet algorithme pour les séquences lentes. -L'algorithme 3SS s'adapte avec les séquences à large mouvement avec son important pas de recherche initial égal à $d/2$. Le 3SS vient combler cet inconvénient tout en essayant de prendre en considération les séquences lentes. Il applique la même technique du GS si le meilleur bloc se trouve au centre de la zone de test. La présence des blocs non concentrés autour de l'origine (0,0) risque de trembler le fonctionnement du 3SS du fait que ce cas présente des minima locaux, ce qui a poussé à l'amélioration apportée par le 4SS. -L'algorithme 4SS utilise le même principe de concentration à la fin de la recherche mais en dispersant plus les candidats pour mieux éviter les minima locaux. L'algorithme de recherche exhaustive permet de réduire considérablement le temps de recherche en réduisant la taille des blocs et des zones de recherche pour cerner le bloc cherché en sous échantillonnant les images. La recherche dans ces zones réduites utilise les algorithmes précédents (DS, 3SS,...), c'est-à-dire que l'amélioration de ces algorithmes améliore le fonctionnement de l'algorithme de recherche Exhaustive. Cet algorithme représente une technique très intéressante en cas des séquences rapides mais, il faut remarquer comme même que le temps additionnel représente une charge inutile en cas des séquences lentes et stationnaires [38]. Comme nous l'avons déjà mentionné, l'estimation de mouvement est considérée comme l'étape la plus gourmande en termes de temps de calcul dans une séquence vidéo. En outre, toute modification de cette étape influe directement sur l'ensemble des performances des séquences vidéo. Par conséquent, l'ajustement de la phase l'estimation de mouvement peut éventuellement permettre de s'adapter aux besoins des contraintes applicatifs (résolution d'image, frame-rate, débit binaire, PSNR). Actuellement, différentes combinaisons peuvent être configurées dans le but d'optimiser les performances de l'image. Les principales caractéristiques pouvant être ajustées au niveau de l'estimation du mouvement (figure 2-13). L'algorithme de recherche utilisé, La taille des blocs (variable ou fixe), La précision d'estimation (pixélique ou subpixélique) [39].

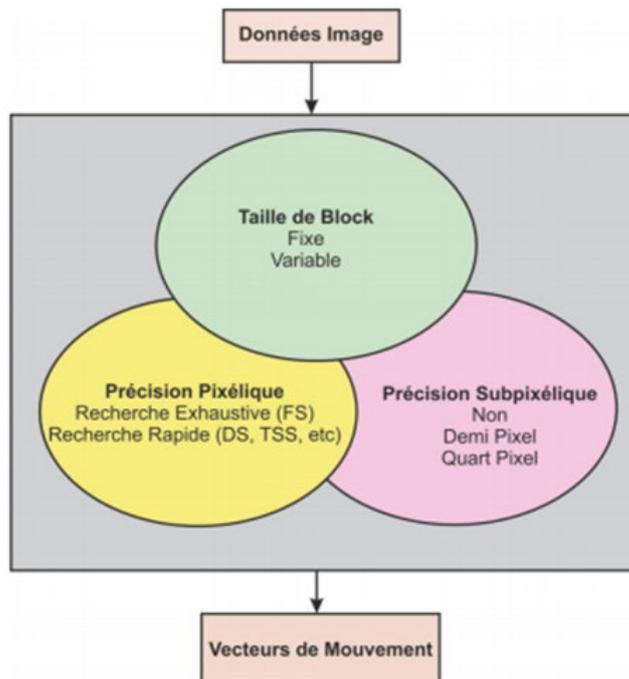


FIGURE 2.13 – Paramètres de configuration

2.3 Impact de la stratégie de recherche

Nous avons vu qu'il était possible d'accélérer considérablement l'estimation de mouvement grâce à des stratégies de recherche, non exhaustives, de la meilleure correspondance de bloc. Pourtant, une question se pose : est-il possible de conserver la même précision de l'estimation en utilisant ces stratégies de recherche ? Bien entendu, le résultat dépend des vidéos à estimer. Pour autant, un certain nombre d'études dans la littérature permettent d'évaluer l'impact sur l'image de l'utilisation de ce type de stratégies par rapport à la recherche exhaustive. On peut notamment citer les travaux décrivant la recherche en trois étapes (TSS), la recherche en quatre étapes (4SS), la recherche suivant une grille de diamant (DS), la recherche basée sur les blocs de descente de gradient (BBGDS). En se référant à ces travaux, il est possible de noter que ces algorithmes offrent de meilleurs résultats dans les séquences vidéo [40].

2.4 Conclusion

Nous avons présenté et étudié les différentes techniques qui permettent l'estimation du mouvement. Parmi ces techniques, nous nous sommes intéressés principalement aux

méthodes de type Block Matching. Cette technique comporte une grande variété algorithmique permettant de calculer la similarité entre les blocs. Nous avons relevé que chaque méthode possède ses propres avantages et inconvénients en termes de complexité algorithmique et qualité d'image résultante. Une étude comparative sera présentée dans le chapitre suivant se basant sur la précision/rapidité.

Chapitre 3

Conception

3.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons détailler la conception de notre système. Nous commençons par la description de notre projet en présentant son objectif puis nous présentons son architecture détaillée et les méthodes utilisées comme la méthode de segmentation Chan et Vese et leur paramètres ainsi que la méthode block matching et aussi leur paramètres

3.2 L'objectif

L'objectif visé par ce mémoire est la segmentation d'images médicales de type image DICOM. À partir de l'application de la méthode de segmentation Chan et Vese ainsi que l'exploitation de la méthode de block matching pour segmenter plusieurs images médicales de format DICOM, il est très important de connaître la nature de l'information qu'on souhaite extraire lors de la segmentation. Cette information dépend de la nature de l'image ou plus précisément de sa modalité d'acquisition. Nous avons donc consacré ce mémoire à la présentation du principe de segmentation de l'image médicale avec la méthode Chan et Vese, le fonctionnement de quelques modalités d'acquisition d'images médicales et transformerait à l'image 3D, pour obtenir un objet 3D. Mais dans notre étude, nous avons travaillé sur la thyroïde, elle sera donc définie brièvement.

3.3 la thyroïde

La thyroïde, moulée sur l'axe trachéo-laryngé, est de consistance ferme, de couleur rosée, et pèse de 25 à 30 grammes généralement mais en cas de goitre sa masse peut augmenter jusqu'à 100-150 grammes. Elle est entourée d'une capsule avasculaire (ou gaine viscérale péri-thyroïdienne) qui lui est propre et qui est différente de la loge thyroïdienne¹. La thyroïde se compose de deux lobes droit et gauche situés verticalement de part et d'autre du larynx. Une partie intermédiaire horizontale, l'isthme thyroïdien, forme un pont entre les deux lobes. Généralement, la glande thyroïde répond aux 2e et 3e anneaux trachéaux ; mais elle peut avoir une position haute : 1er et 2e anneaux trachéaux, ou une position basse : 3e et 4e anneaux trachéaux. Les deux lobes ont un sommet supérieur, ainsi qu'une grande base inférieure. On leur décrit trois faces : médiale, postérieure et antéro-latérale. Sa hauteur est d'environ 6 cm pour une longueur de 6 à 8 cm. On trouve souvent entre les deux lobes, donc au niveau de l'isthme, le lobe pyramidal de L'alouette, souvent déporté vers la gauche : c'est un reliquat du canal thyro-glosse. Il existe des variations morphologiques, s'expliquant par l'embryologie : en effet les deux lobes sont parfois éloignés l'un de l'autre sans qu'il n'y ait d'isthme, ou au contraire peuvent être soudés donnant une thyroïde en forme de V. Provenant d'un bourgeon de cellules endodermiques naissant près de la racine de la langue, différentes positions de la glande thyroïde peuvent cependant survenir durant l'ontogenèse : une mauvaise migration de cette ébauche conduit alors à la détection de cette glande (fonctionnelle ou non fonctionnelle) dans la région linguale, cervicale, voire endo-thoracique.

3.4 Description de projet

On peut dire que ce projet divisée à deux phases principales :

3.4.1 Première phase de la segmentation

- A travers d'une base des images de format DICOM, on applique la méthode de segmentation de chane et vese pour segmenté tous les images de notre base des images mais le travail sur de nombreuses images et la segmentation étant coûteux et perde le temps ce pour ca nous utilisons la méthode de blockmatching

- On utilise la méthode de blockmatching pour segmentée tous les images automatiquement

3.4.2 Deuxième phase de la reconstruction

Après finir la segmentation pour tous les images, maintenant nous faire la reconstruction 3D pour obtenir un objet 3D

3.5 Architecture globale du notre système

- Premièrement la lecture de l'image : Ce module consiste a sélectionner et lire une image a partir de la base d'images qui sont sous format DICOM .
- Initialisation de mask : Ce module consiste a mettre un mask sur la première l'image sélectionnée et lue .
- Segmentation : Ce module permet de segmentée une image par la méthode chan et vese il a comme paramètres d'entrée :l'image a segmenter le mask , le paramètre de chan et vese :
- **initmask** Initialisation (1 = au premier plan, 0 = bg)
- **maxits** Nombre d'itérations pour lesquelles exécuter la segmentation
- **rad** (optionnelle) Rayon de localisation (en pixels) plus petit = plus local, plus plus grand = plus global
- **alpha** (optionnelle) Poids du terme de lissage higer = plus lisse
- **Méthode** (optionnelle) sélectionne l'énergie localisée 1 = énergie Chan-Vese 2 = énergie Yezzi (fonctionne généralement mieux)
- afficher l'image tel que le résultat obtenu soit noir et blanc Et la partie blanche est ce que nous sommes intéressés plus tard
- **Block matching** : afin de déterminer la position du mask dans l'image suivante, En utilisant l'algorithme de Exhaustive Search Comme parametre
- image(i+1) : L'image pour laquelle nous voulons trouver des vecteurs de mouvement
- image(i) : l'image de référence
- mbSize : taille du macrobloc
- p : paramètre de recherche (lisez la littérature pour trouver ce que cela signifie) De

sortie

- motionVect : les vecteurs de mouvement pour chaque macrobloc intégral dans

Dans ce cas ,le module blockmatching a comme paramètres l'image président

- **reconstruction** après la segmentation de tous les images la reconstruction 3D se faite à l'aide de l'outil ITK-SNAP qui sera présenté dans le quatrièmes chapitre de l'implémentions

3.6 Architecture de système

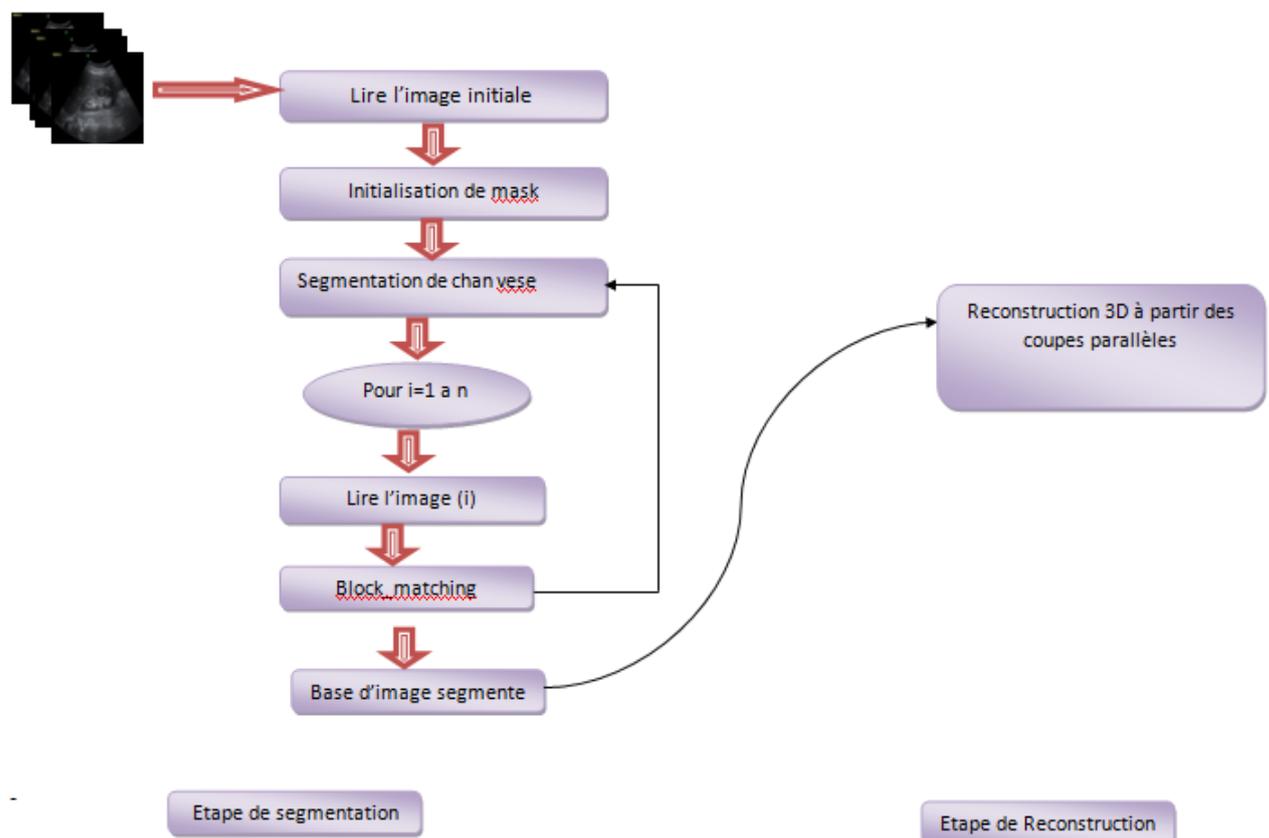


FIGURE 3.1 – Angle de balayage : De 30 à 60 ° suivant les sondes

3.7 Description les méthodes utilisées dans le projet

3.7.1 La segmentation

La segmentation d'image est une opération de traitement d'images qui a pour but de rassembler des pixels entre eux suivant des critères prédéfinis. Elle consiste à extraire des points, des lignes ou des régions, qui sont ensuite utilisées comme des données dans une tâche complémentaire comme le recalage, la mesure, l'analyse du mouvement, la visualisation..., etc. Les pixels sont ainsi regroupés en régions, qui constituent un pavage ou une partition de l'image. Il peut s'agir par exemple de séparer les objets du fond.

3.7.1.1 Méthode de Chan et Vese

Le modèle est une combinaison entre les plus modèles utilisés de contour actif classique c'est-à-dire les techniques des mouvements de courbure, et le modèle de segmentation Mumford-Shah. Il est largement utilisé dans le domaine imagerie médicale, notamment pour la segmentation du cerveau, du cœur et de la trachée. Le modèle Chan-Vese peut détecter des objets dont leurs frontières ne sont pas nécessairement définies par le gradient. Ce modèle est puissant et flexible capable de segmenter de nombreux types images dont la segmentation sera très difficile avec les méthodes classiques, en utilisant le seuillage ou le gradient. Il est basé sur un problème de minimisation d'énergie, qui peut être reformulée dans la formulation de level set, conduisant à un moyen plus facile de résoudre le problème avec une complexité optimale.

3.7.2 Block matching

L'algorithme prend deux images en entrée : une image de référence I et une image flottante J . La sortie sera la transformation T et l'image $J' = J \circ T^{-1}$, qui est alignée avec I . L'ensemble du processus découle d'un schéma itératif où, à chaque étape, deux tâches successives sont exécutées. Le premier est le calcul d'un champ de déplacement entre I et l'image flottante actuelle J' ; Ceci est fait par une stratégie de correspondance de bloc. La deuxième consiste à rassembler ces déplacements pour déterminer une transformation rigide S à l'aide d'un estimateur robuste. Mise à jour de la transformation actuelle selon $T \leftarrow S \circ T$, nous obtenons la nouvelle image flottante J' en échantillonnant seulement une fois l'image J en termes de nouveau T . Cette procédure en deux étapes est intégrée dans

un schéma itératif à plusieurs échelles. Dans cette section, nous avons choisi de décrire la mise en œuvre 3D de la méthode. Cependant, il devrait être clair pour le lecteur que l'adaptation 2D est simple.

3.7.3 La reconstruction

pour extraire l'image en trois dimensions Les méthodologies de visualisation et de reconstruction (indissociables et parfois confondues) se divisent en deux approches duales : les techniques dites de rendu de surface et les techniques dites de rendu de volume. Globalement, il existe la même dualité entre volumes et surfaces dans les volumes numériques (images numériques 3D) que dans les images numériques 2D entre régions et contours où les régions sont délimitées par des contours. Représenter un volume revient donc toujours – ou presque – à en visualiser la surface (périphérie). La différence et la distinction entre les deux approches vient du fait que parfois (dans le cadre des approches surfaciques), on souhaite matérialiser de façon structurée cette périphérie. La figure illustre la dualité de ces deux approches.

3.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons fourni du contenu de la conception et les méthodes que nous avons utilisé précédemment. Nous avons commencé par la description de notre projet en présentant son objectif puis nous avons présenté son architecture détaillée et les méthodes utilisées comme la méthode de segmentation Chan et Vese et leurs paramètres ainsi que la méthode block matching et aussi leurs paramètres.

Chapitre 4

Implémentation

4.1 Introduction

Nous avons vu dans les chapitres précédents que la méthode de Chan Vese est la plus utilisée pour la segmentation d'image vue sa simplicité d'implémentation et la qualité des résultats qu'elle fournit. Nous avons vu aussi qu'elle est sensible au mask initial , pour cela nous avons proposé de faire appel aux méthodes d'estimation de mouvement pour le faire. Dans ce chapitre nous allons présenter l'implémentation de notre méthode.

4.2 Environnement de développement matériel

Pour l'implémentation de notre système nous avons utilisé une machine présente les caractéristiques suivants :

les caractéristiques de mon ordinateur sont :

- Processeur : Intel(R) Core(TM)i5-3210M CPU @ 2.50GHz
- RAM : 4.00 Go
- Disque dur : 500 Go
- Type de système : système d'exploitation 64 bits , processeur x64
- Cartes graphique : Intel(R) HD Graphics 4000
- système d'exploitation : édition Windows (Windows10 famille langue unique)
- Version : 17763.557

4.3 Environnement de développement logiciel

Nous avons utilisé le Matlab R2018b (9.5.0.944444) 64-bit(win64) comme environnement de développement. Et logiciel MATLAB (« matrix laboratory ») est un langage de programmation de quatrième génération émulé par un environnement de développement du même nom ; il est utilisé à des fins de calcul numérique. Développé par la société The MathWorks, MATLAB permet de manipuler des matrices, d'afficher des courbes et des données, de mettre en œuvre des algorithmes, de créer des interfaces utilisateurs, et peut s'interfacer avec d'autres langages comme le C, C++, Java, et Fortran. Les utilisateurs de MATLAB (environ 2 millions en 2019) sont de milieux très différents comme l'ingénierie, les sciences et l'économie dans un contexte aussi bien industriel que pour la recherche. Matlab peut s'utiliser seul ou bien avec des toolboxes (« boîte à outils »). Le logiciel MATLAB est construit autour du langage MATLAB. Une interface en ligne de commande, qui est un des éléments du bureau MATLAB, permet d'exécuter des commandes simples. Des séquences de commandes peuvent être sauvegardées dans un fichier texte, typiquement avec l'éditeur MATLAB, sous la forme d'un « script » ou encapsulées dans une fonction Dans le but de faciliter l'exécution des procédures, nous avons réalisé une interface graphique sous MATLAB version 2018

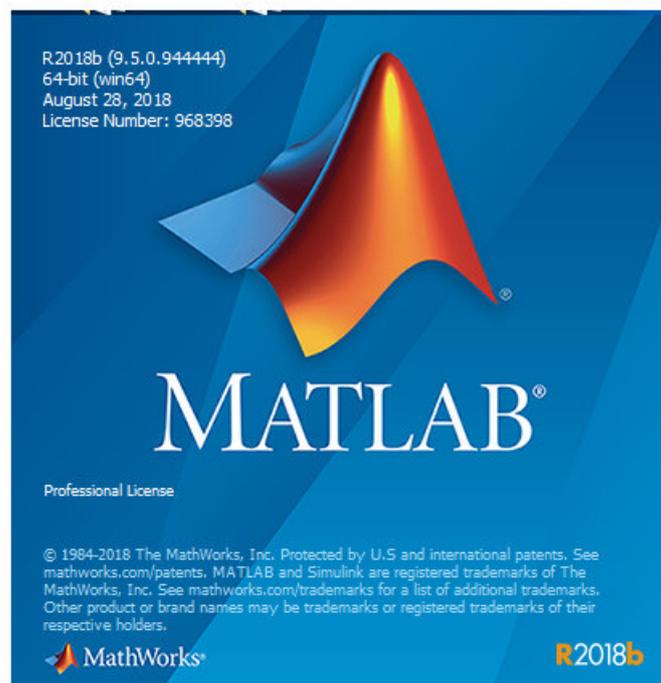


FIGURE 4.1 – la MATLAB utiliser dans notre travaille

Il est vrai que MATLAB fournit la plus part des algorithmes de traitement d'image 2D sous forme de fonctions. Mais nous avons reprogrammé ces algorithmes de manière à introduire la modification adéquate pour passer du cas 2D au cas 3D. Ainsi les familles de procédures que nous avons implantés sont comme suit :

- Segmentation 2D : une présentation des procédures permettant une segmentation des images 2D.
- Détection de contours 2D : Procédure permettant de faire une détection de contours des images 2D à partir du logiciel MATLAB, différentes techniques sont présentées à ce niveau.

4.4 Étapes d'action

4.4.1 Les images utilisées dans notre application

Les échantillons des images utilisées pour la validation de la méthode proposée sont des images échographique sous format DICOM correspondant sa la région de thyroïde. Les caractéristiques relatives à chaque image sont mentionnées dans le tableau ci-dessous.

4.4.2 Lire l'image initiale

Cette étape nous faisons pour télécharger l'image dans le MATLAB, et pour de mettre en œuvre cette étape, nous utilisons les deux instructions (dicominfo et dicomread) par exemple :

```
info=dicominfo('C:/Users/youcef/Desktop/mémoire application/thyroid/data/D01.dcm');
s=dicomread(info);
```

tel que(dicominfo) utilisé pour appeler l'image et pour faire ça L'instruction devrait donner le nom de la photo et son emplacement et dans exemple l'image son nome D01et Placé dans 'C:/Users/youcef/Desktop/mémoire application/thyroid/data de l'extension (.cdm)

Après télécharger l'image DICOM et lire lui et faire l'affichage Par cette instruction pour voir l'image

```
imshow(s(:, :,100),[])
```

maintenant nous pouvons appliquer la segmentation initiale à travers la méthode de

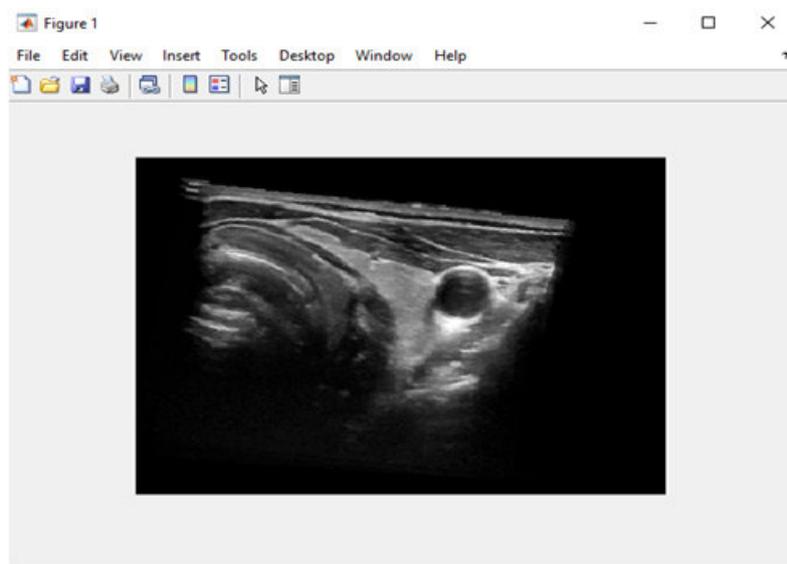


FIGURE 4.2 – affichage de l'image initiale

chan et vese Au début, nous le faisons nous-mêmes en dessinant la place que nous voulons segmenter à travers le mask tel que utilise cet instruction pour initialisation de mask

```
mask = zeros(size(s));
```

```
cin=imfreehand;
```

```
initMask = createMask(cin);
```

Voire la figure4.3

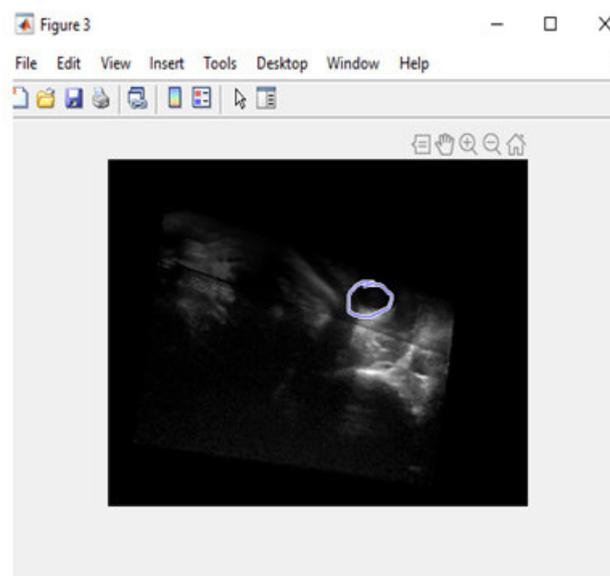


FIGURE 4.3 – segmenté l'image manuellement

Nous avons segmenté l'image manuellement en la dessinant à la forme souhaitée

Et après nous laissons la méthode de Chan et Vese de la segmentation, le processus se déroule, et dans notre application nous avons utilisé 100 itérations de segmentation

$\text{maxIts} = 100$;

En voir le processus de la segmentation dans la figure suivante :

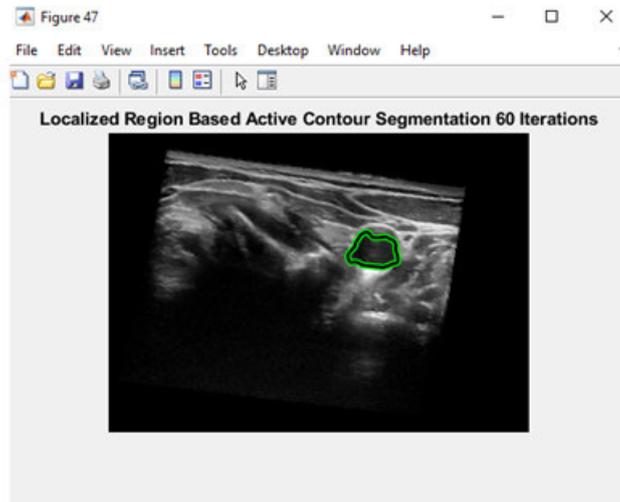


FIGURE 4.4 – en cours de segmentation

Ensuite, la méthode de Chan et Vese de la segmentation se déroule pour la première image. Maintenant on va voir le résultat dans la figure suivante :

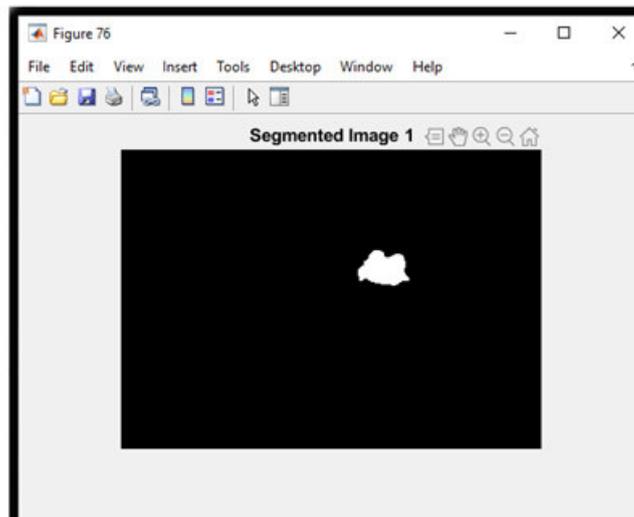


FIGURE 4.5 – en cours de segmentation

Comme nous le notons le résultat obtenu est une image noire et blanche et la partie blanche que nous avons besoin pour détecter l'objet

maintenant on va voir l'interface de l'application

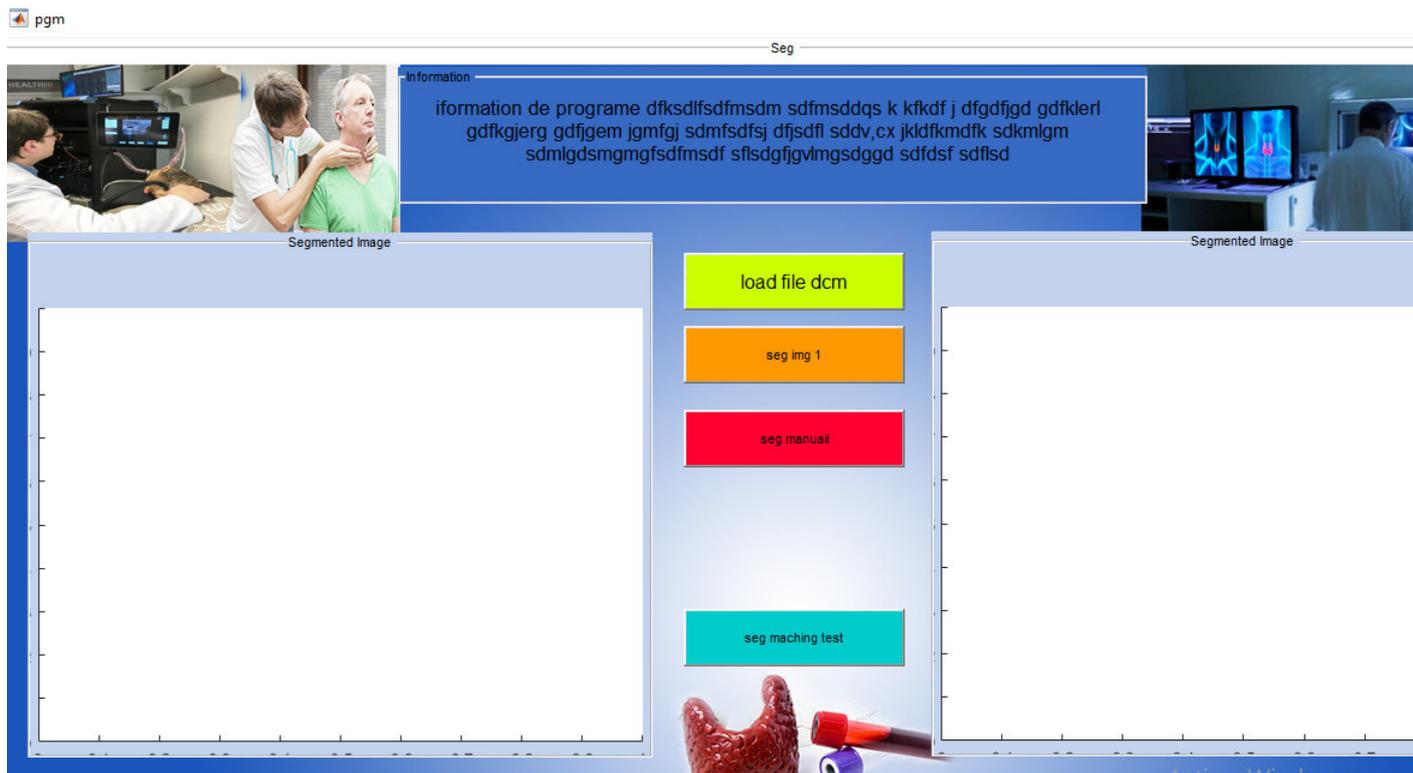


FIGURE 4.6 – L'interface initiale de l'application

4.4.3 Block matching

Après la segmentation l'image initiale nous doit être segmenté tous que les restes images comme l'image initiale mais cet opération coûteuse et perde le temps et la force C'est pourquoi nous l'avons utilisé l'algorithme de blockmatching

4.4.4 Reconstruction 3D

Après la segmentation de toutes les images Reconstruction 3D se faite par l'outils ITKsnap

4.4.5 ITKSNAP

ITKSNAP est un logiciel interactif qui permet aux utilisateurs de naviguer dans des images médicales en trois dimensions, de délimiter manuellement les régions anatomiques d'intérêt et d'effectuer une segmentation automatique des images. Le logiciel a été conçu pour les chercheurs des sciences cliniques et des sciences fondamentales, et l'accent a été mis sur une interface conviviale et le maintien d'un ensemble de fonctionnalités limité pour empêcher le glissement des fonctionnalités. ITK-SNAP est le plus souvent utilisé pour

travailler avec des ensembles de données d'imagerie par résonance magnétique (IRM) et de tomographie par ordinateur (CT).



FIGURE 4.7 – l'interface de logiciel ITKsnap

maintenant on va voir les résultats construits par le itk et voir la reconstruction 3D de les images qui nous segmentons

4.4.6 Les résultats

les résultats dans les figures suivantes :



FIGURE 4.8 – l'état initial de la reconstruction

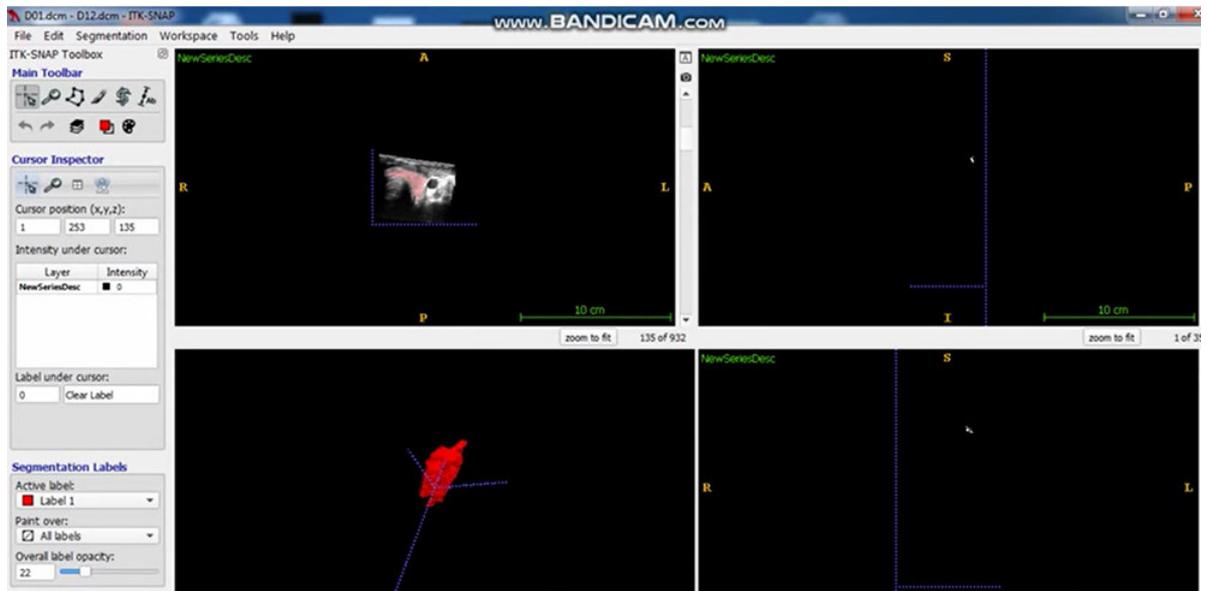


FIGURE 4.9 – en cours de reconstruction

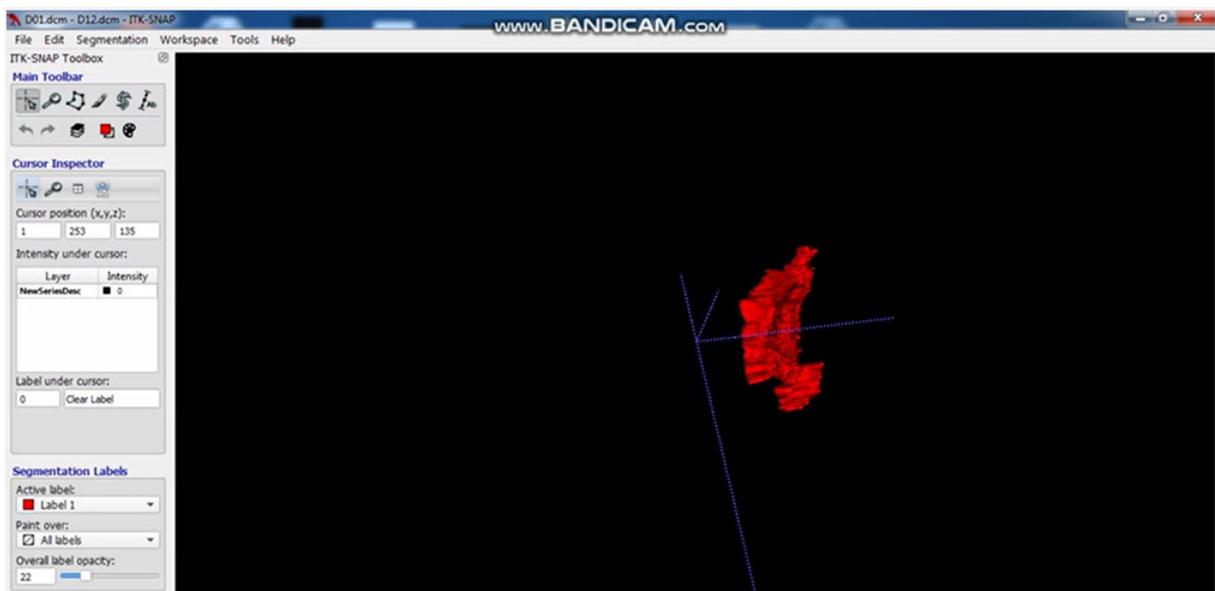


FIGURE 4.10 – le côté a gauche de la thyroïde en 3D

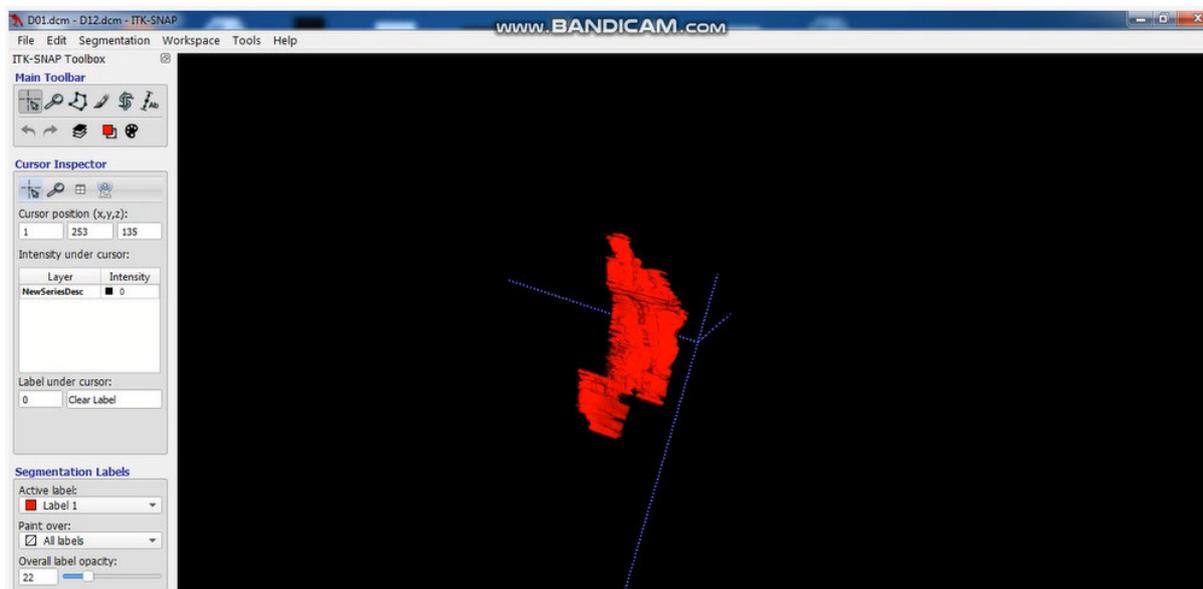


FIGURE 4.11 – le coté a droit de la thyroïde en 3D

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons fourni du contenu de l'implémentation et les instructions que nous avons utilisé précédemment nous avons commencer par l'environnement de développement matériel du notre projet puis nous avons présentons les étapes de mon travaille et les instructions utilisées comme l'instruction de segmentation chan et vese et leur paramètres ainsi que la méthode block matching et aussi leur instructions, et présentés les résultats de la reconstruction 3D et la forme de l'interface de l'application .