

Université Paris Cité
Ecole doctorale Informatique, Télécommunications et
Electronique (130)
LIPADE

Segmentation d'images Echographiques pour applications spatiale

Par François DERACHE

Thèse de doctorat d'Informatique

Dirigée par Nicole VINCENT

Présentée et soutenue publiquement le [Date de soutenance]

Devant un jury composé de : *[indiquer le jury complet sauf les examinateurs absents]*

Prénom Nom, titre *[ex. : Maître de conférence]*, établissement, rôle par rapport à la thèse *[ex : Rapporteur, Président ou encore directeur de thèse]*

REMERCIEMENTS

J'aimerais tout premièrement remercier ma directrice de thèse, Nicole Vincent qui m'aura accompagné au cours de ces années. Au-delà de la patience dont elle a su faire preuve, j'ai particulièrement apprécié les discussions que nous avons eu pour développer des idées ou des axes de recherche. Au regard de la méthode que nous avons développée au long de ces années de travail, j'ai notamment apprécié sa façon de me guider, car elle a su m'enseigner à placer de la méthodologie dans mon travail sans jamais m'empêcher de suivre mon instinct, même quand elle savait que j'avais tort.

J'ai pu ainsi explorer de nombreuses pistes, parfois malgré son scepticisme, mais toujours avec encouragement. Pistes qui étaient souvent sans issues, mais qui ont parfois débouché sur de nouvelles idées, de nouvelles approches.

En d'autres termes, elle ne m'a jamais empêché d'avoir tort et de me tromper même si j'y perdais du temps. Dans le monde du spatial habité ou l'on répète souvent que l'échec n'est pas envisageable, c'était quelque chose de nouveau pour moi. C'est une leçon que je retiendrai, car c'est l'idée précise que je me fais de la recherche scientifique. Poursuivre une idée ou une intuition basée sur des observations et des faits, sans avoir peur de se tromper et le reconnaître, auquel cas adapter puis itérer.

J'aimerais aussi remercier Philippe ARBEILLE, enseignant à la fac de médecine de Tours et spécialiste de l'adaptation de l'homme en milieu hostile, qui a gardé un œil attentif tout au cours de mes travaux de recherche et qui a su se rendre longuement disponible pour me conseiller, m'orienter et enrichir mes connaissances.

Je souhaiterais aussi remercier Didier CHAPUT du CNES ainsi que Alain MAILLET du MEDES qui m'ont permis de d'effectuer ce travail de recherche en mettant à ma disposition les moyens nécessaires pour y parvenir. J'en profite aussi pour remercier mes collègues du CADMOS (le département des vols habités du CNES) pour s'être rendu disponibles comme sujets pour des sessions interminables d'échographies ou pour leur aide, je pense tout particulièrement à Aristée et Orphée mais aussi Tristan, Sean, Hélène, Eloïse ou encore mes collègues du MEDES. Une pensée aussi pour les autres doctorants de l'Université de Paris que j'ai eu la chance de côtoyer.

Bien évidemment, j'adresse aussi mes remerciements au CNES, le Centre National d'Etudes Spatiales et particulièrement Sebastien BARDE qui immédiatement a montré un intérêt en permettant le financement mais aussi la mise en pratique de la méthode à travers une étude au sol, des missions analogues et une campagne de vol parabolique. Je remercie aussi la NASA, la National Aeronautics and Space Administration d'avoir publié mes résultats au Human Research Program.

Ces remerciements ne peuvent s'achever sans une pensée pour mes amis et ma famille qui, souvent très éloignés de la problématique du sujet, n'ont jamais cessé de m'encourager et me soutenir.

Pour finir, j'espère que ces travaux permettront de contribuer à la formidable et incroyable aventure qu'est l'exploration spatiale et qui m'est chère. Je souhaite que l'être humain ne détourne jamais les yeux de l'univers et de toutes les surprises qu'il lui réserve encore.

RESUME FRANÇAIS

L'exploration spatiale nous guide plus loin que l'orbite terrestre, avec le retour d'humains sur la Lune et la préparation des missions habitées vers Mars. Plus l'homme s'éloignera de la Terre, plus grand sera le délai de communication entre la Terre et les explorateurs. Ainsi, la télé-opération par un expert, depuis le sol, les équipements présents à bord de vaisseaux orbitant autour de la Terre, tel que l'ISS, ne sera alors plus une option. Il faudra aller vers des équipements autonomes permettant à une personne non spécialiste de pouvoir les utiliser avec efficacité.

Ainsi pour faciliter la réalisation d'échographies, lors des missions d'exploration, ce dispositif médical devra être le plus autonome possible, en guidant de façon efficace l'utilisateur dans le positionnement de la sonde d'échographie et dans le réglage de la machine. La méthode proposée dans ces travaux propose une autonomie qui s'acquière en analysant en temps réel les variations de niveaux de gris qui s'apparentent à un organe. Elle utilise l'analyse par niveau de gris des zones d'une image échographique qui s'apparentent à un organe de par leur contraste, leur présence récurrente au cours des images échographiques successives. Puis, la méthode permet de segmenter l'organe identifié en décomposant le problème en 1D afin de détecter le contour. Pour cela, on remonte dans toutes les directions depuis le centre de l'organe pour relever le niveau de gris et détecter des variations brutales de contraste qui permettent de faire la différence entre l'intérieur de l'organe (sombre) et les tissus (clairs). Les résultats sont ensuite affinés pour obtenir un contour en temps réel et ne nécessitant que très peu de ressources de calcul.

RESUME ANGLAIS

Medical ultrasound scan is a common and relevant medical imaging process for medical monitoring and research. Non-invasive and low-cost, it also provides real-time images without ionizing radiations. As the space exploration will guide us further away from Earth, to the Moon, Mars and beyond, delay will impact real time interaction (Mars up to 40min delay) and tele operated system will no longer be an option, especially for astronauts medical monitoring and research protocols. Communication delays with the crew will extend, band coverage will rarefy, and lot of other challenges will appear. Furthermore, human physiological response will be a new field of investigation to make sure that astronaut underwent a safe evolution; do not develop any pathology that could affect the mission performances.

To facilitate long distance sonography allowing any inexperienced user to perform an organ scan for a later post analysis by a professional, autonomous ultrasounds device, integrating automated detection of targeted organs is the next step. Our method suggests an innovative solution to identify, analyze, and segment organs in ultrasounds scans based on the greyscale study through a 1 dimensional approach. The method consists in analyzing a volume of images captured during volumic scans, identifying the organ, displaying the long and short axis views of it. The method will allow a distant expert sonographer to deliver a reliable medical diagnostic remotely. Our method analyzes, detects and segments organs in ultrasounds scan based on the greyscale variation along a one-dimensional segment in a 3D volume using a common 2D scanning probe.

SOMMAIRE

REMERCIEMENTS	2
Résumé Français	4
Résumé Anglais	5
Sommaire	6
Liste des tableaux et Figures	9
I - Figures	9
II - Tableaux	15
Glossaire.....	16
Liste des abréviations.....	17
Partie I.....	19
Introduction	20
Chapitre 2 - Contexte des Travaux.....	22
I - L'Echographie.....	22
1) Historique.....	22
2) Principe de fonctionnement.....	23
3) Les interactions des ultrasons dans les différents milieux	24
4) Les images échographiques.....	25
Les comportements observables	25
Les artéfacts	26
5) Synthèse	27
II - Les vols habités	29
1) Le corps humain en micropesanteur.....	29
L'homme sans gravité	29
Le Système-Cardiovasculaire.....	29
2) Les contremesures et le suivi des astronautes.....	30
3) L'exploration lointaine	33
III - Provenance des données	34
Chapitre 3 - Etat de l'art.....	35
I - Les méthodes Generales de la segmentation d'images	38
1) Segmentation par seuillage.....	38
2) Segmentation d'image basée régions	39
3) Segmentation d'images basée contours	42
II - Les méthodes plus complexes appliquées a l'échographie.....	43

1) Approches contour	43
Approche par contours actifs	43
Approche par graph cut	46
2) Approches région	47
Méthodes par croissance de région	47
Méthodes par seuillage	49
Méthodes de segmentation par ligne de partage des eaux.....	50
3) Approche par Deep learning	51
III - Autres méthodes du milieu medical	58
1) Atlas based segmentation	58
2) Shaped-based segmentation.....	60
Conclusion et discussion sur l'état de l'art.....	62
Partie II.....	63
Chapitre 4 - Approche 2D.....	64
I - Détection des zones echo-similaires	64
II - Connexion dans l'espace.....	71
Chapitre 5 - Modélisation 1D	74
I - Vérité Terrain	74
II - Modélisation optimale de l'évolution des niveaux de gris sur un rayon.....	75
Chapitre 6 - Définition d'une confiance	81
Chapitre 7 - Affinage du résultat.....	83
Chapitre 8 - Influence des divers parametres sur le resultat	84
I - Phase de détection des zones Echo-similaires	84
1) Intervalle du seuil s , occurrence o et surface minimum	84
II - Phase de connexion dans l'espace	86
1) Antécédence de la Région sur les images adjacentes	86
2) Recherche du centre de gravité	86
III - Phase de détection des contours	87
1) Etude du voisinage	87
2) Saut de degrés.....	87
Chapitre 9 - Evaluation de la méthode par données simulées a l'aide de fantomes	88
I - Construction des vérités terrain.....	88
II - Détection de l'organe simulé et estimation des dimensions	90
1) Organe 1.....	90
2) Organe 2.....	91
3) Organe 3.....	92

Chapitre 10 -	Evaluation de la méthode sur des images réelles	93
Chapitre 11 -	Axes de recherche envisagés.....	95
I -	Multiplication des points de référence	95
II -	Méthode de la toile d'araignée	96
III -	Méthode d'affinage par étau	98
IV -	Méthode d'affinage par barycentre	100
Chapitre 12 -	Approche 3D.....	101
I -	Acquisition volumique par balayage	101
II -	Calcul d'un point de référence des volumes candidats.....	103
III -	Détection des contours dans le volume	105
IV -	Evaluation de la méthode 3D par données simulées	109
V -	Axes de recherche sur la délimitation de zones d'intérêt pour une reconstruction 3D	110
Conclusion et Perspectives.....		114
BIBLIOGRAPHIE		116
Annexes.....		122
I -	Exemples sur différents organes	122
1)	Veine porte.....	122
2)	Oreillette droite du cœur	123
II -	Méthode dite « toile d'araignées » et cas de figure d'exclusion.....	124
1)	124
2)	124
3)	125
4)	125
Publications.....		116
I -	MEDPRAI 2022	116
II -	Human Research Program NASA 2020.....	116

LISTE DES TABLEAUX ET FIGURES

1. FIGURES

Figure 1 - Echo, l'échographe téléopéré à bord de l'ISS.....	20
Figure 2 - Diagnostic d'une tumeur maligne grâce à une échographie en 1953.....	22
Figure 3 En croisant des obstacles successifs, des ondes sont renvoyées à la source déphasées et d'amplitudes plus faibles. On trouve en haut une onde de longueur d'onde où le signal s'atténue moins. En bas, une longueur d'onde plus faible qui offre une meilleure résolution mais s'atténue vite.....	23
Figure 4 - Pour une incidence normale à la surface, le signal réfléchi est puissant.....	24
Figure 5 - Pour une incidence oblique, les signaux suivent la loi de Snell-Descartes.....	24
Figure 6 - Les objets en rouge vont renvoyer un écho parasite.....	25
Figure 7 – Effet miroir indésirable sur cette échographie où un plan miroir crée une image erronée.....	26
Figure 8 - A gauche, la peau peut créer un effet de répétition par insuffisance de gel, à droite une bulle de gaz provoque une image en queue de comète.....	26
Figure 9 - Aspect d'un calcul rénal avec son cône d'ombre typique, on observe aussi un renforcement postérieur.....	27
Figure 10 - La même vésicule biliaire avec un écart de positionnement de sonde de quelques degrés produit une image totalement différente.....	28
Figure 11 - Luca Parmitano (ESA) utilise un Lower Body Negative Pressure device au cours de son séjour à bord de l'ISS.....	30
Figure 12 - Le kit d'échographie à bord de la Station Spatiale Internationale.....	31
Figure 13 - Image de Mars (1024x536 pixels) qui peut s'avérer complexe à segmenter de par sa taille mais paradoxalement facile de par son côté binaire (Mars et le fond cosmique).....	35
Figure 14 - Echographie 4D d'un bébé, les mouvements sont ainsi visibles en continu. Les images issues de l'échographie sont généralement saccadées mais affinées et colorées après un post-traitement informatique.....	37
Figure 15 – Application de la méthode d'Otsu à l'image en entrée à gauche, le résultat efficace est donné au milieu grâce à l'histogramme très bimodal à droite.....	39
Figure 16 - L'image de la Lune en entrée à droite admet la représentation 3D du NVG au milieu, elle est ensuite segmentée à droite par la méthode de partage des eaux.....	40
Figure 17 - Les bassins, avec la montée des eaux, se rejoignent, ce qui permet d'identifier les endroits qui délimiteront la segmentation.....	40
Figure 18 - Segmentation de deux images par méthode de Superpixel SLIC selon différentes tailles de superpixels (64, 256 puis 1024).....	41

Figure 19 - Détection de contour selon plusieurs méthodes pour un cerveau dans (Gheshlaghi, Suratgar, Faraji, & Madani, 2018). A gauche, la méthode Canny, au milieu la méthode Sobel et à droite, la méthode (Marr & Hildreth, 1980)	42
Figure 20 - Principe des contours actifs : le contour actif C évolue vers l'objet sous l'action d'une force dirigée suivant la normale N aux contours	43
Figure 21 - Surface endocardie après une segmentation spatio-temporelle avec (a) en fin de diastole et (b) en systole	44
Figure 22 – Résultat de segmentation pour des images d'Uterus. Les lignes rouges montrent la méthode LRDF (extrait de Local Rayleigh Distribution Fitting), les lignes jaunes une méthode Local Binary Fitting plutôt utilisée en IRM (Li, Kao, Gore, & Ding, 2007) et en vert, une méthode conventionnelle de level-set. Extrait de (Li, Kao, Gore, & Ding, 2007).....	45
Figure 23 - Exemple d'une coupe de graphe.....	46
Figure 24 - Visualisation 3D d'une bifurcation de carotide pour un volontaire en bonne santé (a) et un patient (b). Extrait de (Carvalho, et al., 2012).	47
Figure 25 - La ROI d'origine en 1-3 (a) avec microcalcifications, la segmentation par Seed-Based Region Growing (SRBG) en 1-3 (b) de (Hao, Bruce, Pislaru, & Greenleaf, 2000), binary gradient mask en (c), dilated gradient mask en (d), smooth image using erosion en (e) et frontières réelles de la segmentation en (f). Extrait de (Hao, Bruce, Pislaru, & Greenleaf, 2000).....	48
Figure 26 - Résultats de (Kima, Plataniotis, & Roa, 2014) en (a) comparé à Minimum variance region growing (MVRG) en (b) et Chan-veze level-set (CVLS) en (c) représentés par le trait rouge. Le trait discontinu en blanc représente la vérité terrain générée manuellement. Extrait de (Kima, Plataniotis, & Roa, 2014).	49
Figure 27 – Résultats d'une détection sur des kystes hépatiques uniques ou multiples sur des images échographiques, en rouge. Extrait de (Zhu, et al., 2017).....	50
Figure 28 - Segmentation finale du foie par la méthode Watershed de (Mahmood, Zulkarnain, & Zulkifli, 2012)	51
Figure 29 - Architecture d'un CNN pour un objectif de classification	52
Figure 30 - Exemples de résultats de segmentation obtenus par 2 stratégies, en (a) l'image d'entrée avec l'étiquetage, en (b) le résultat d'apprentissage sans augmentation de la base d'apprentissage, (c) le résultat de l'apprentissage avec augmentation de la base de données. Extrait de (Yin, et al., 2020).	53
Figure 31 - Résultats de la segmentation sur deux images d'échographies obstétricale (OB) et chambre Apical (2, 3, 4 et 5), les différentes méthodes sont tracées sous différentes couleurs. Extrait de (Chen, Zheng, Jin, Heng, & Zhou, 2016)	54
Figure 32 - Résultat de la segmentation d'une tumeur avec différentes méthodes. Image originale (a), résultat de méthode proposée NSSRG (b), résultat de NSSLS méthode (Guo, Sengur, & Tian, 2015) (c) et résultat de l'expert (d). Extrait de (Guo, Sengur, & Tian, 2015).Dispose-t-on des valeurs quantitatives associée à chaque méthode.....	56
Figure 33 - Atlas-based segmentation fonctionnement, extrait de (Bourouis, Alroobaea, Rubaiee, & Ahmed, 2020)	58
Figure 34 – Résultat de segmentation du rein. Avec en vert la vérité terrain, en rouge la méthode de segmentation automatique et en jaune leur chevauchement. Extrait de (Marsousi, Plataniotis, &	

Stergiopoulos, Shape-based kidney detection and segmentation in three-dimensional abdominal ultrasound images , 2014)	59
Figure 35 - Résultat de la méthode (Jacob, Noble, Behrenbruch, Kelion, & Banning, 2002) des contour d'un myocarde sur différentes images, endocardes et épocardes. Extrait de (Jacob, Noble, Behrenbruch, Kelion, & Banning, 2002)	60
Figure 36 - Résultats expérimentaux sur une image échographique. En (a) l'image testée, en (b) l'initialisation, en (c) une étape de l'évolution de la segmentation et en (d), le résultat de la segmentation. On trouve en (e) la vérité terrain. Extrait de (Leventon, Grimson, & Faugeras, 2000).....	61
Figure 37 - Le sens de balayage permet de scanner l'organe entièrement et deux fois.....	64
Figure 38 - On observe un centre sombre qui s'éclaircit plus on s'approche des parois	65
Figure 39 - Définition des plus proches voisins du pixel rouge, A gauche, en 4-connexité $N_4(p)$, à droite, en 8-connexité $N_8(p)$	66
Figure 40 – A gauche 2195 régions détectées et 437 à droite après dilatation.....	66
Figure 41 - Nombre de composantes connexes détectées en fonction du seuil sur un échantillon de 10 images échographiques de 5 organes différents. C'est à gauche du seuil $s=90$ que l'on détecte principalement les composantes connexes correspondant à des zones d'intérêt potentiel. A droite, la plupart des organes sont contenus dans la composante \mathcal{R}_0	67
Figure 42 - On schématise ici les régions détectées au fur et à mesure des seuils de $s-2$ à s	68
Figure 43 - On schématise ici les 3 cas de figure possibles associés à une image. Le changement de la position de la région jaune de $s-2$ à $s-1$, la fusion de deux régions, bleue et verte à s et l'apparition de la région rouge à s	70
Figure 44 - Schéma des régions à étudier, en bleu une région continue qui varie en taille ou position de i à j . En orange, une région qui disparaît après i mais réapparaît à j , en orange une région qui apparaît sans antécédence, en jaune une région qui disparaît avant j	71
Figure 45 - Schéma d'une région rose dont la trace change de position du Nord-Ouest en i vers le Sud est en j . Si la région en rouge apparaît à j , elle pourrait malheureusement être connectée à la verte en j du fait de la similitude de leur position.....	72
Figure 46 - Schéma de reconstitution d'un volume candidat sur des plans successifs.....	73
Figure 47 - Exemple de vérité terrain, à gauche, l'échographie initiale, à droite le contour tracé par l'expert	74
Figure 48 - On observe sur cette vésicule la croissance du niveau de gris depuis le centre de l'organe jusqu'aux bords	75
Figure 49 - Le même profil est globalement observé pour le niveau de gris sur les rayons	76
Figure 50 - Modèle proposé pour s'accorder à la courbe C, composé de deux droite de régression linéaires minimisant l'erreur et mettant en évidence la rupture de pente par leur intersection	76
Figure 51 - On représente ici l'évolution de $r_{90}(l)$ avec l variant de 0 à 70.....	77
Figure 52 – Tracé des droites de régression linéaires \mathcal{F}_1 et \mathcal{F}_2 pour $p=9$ à gauche et $p=43$ à droite. Les zones en vert correspondent à l'erreur des approximations par rapport au niveau de gris réel.	77
Figure 53 - Les deux droites de régression linéaires qui approximent mieux l'évolution du niveau de gris vont admettre une erreur d'approximation minimale.....	78

Figure 54 - L'erreur d'approximation de \mathcal{F}_1 est minime au début, puis c'est \mathcal{F}_2 qui est minime. La somme des deux erreurs, en gris sur une autre échelle, nous permet d'identifier le point pour lequel il y a une rupture de pente significative.	79
Figure 56 – Exemple avec les point zoomés et tous les 10° seulement. A $i=280$, le point candidat à être sur le contour a été identifié correctement. A $i=290$, la méthode n'a pas placé le point candidat sur le bon contour mais à l'extérieur. Plus loin, à 300°, le point a été mal placé et à l'intérieur de l'organe.	79
Figure 56 - Constat sur les points candidat à l'étape 1, tous les 1°	79
Figure 57 - Le pixel central en bleu foncé sera exclu dans les deux cas à gauche. Dans le cas à droite, il sera conservé car possédant le bon nombre de voisins	81
Figure 58 - Résultat de l'étape 2 avec à gauche l'image brut sans prise en compte de la confiance puis à droite, les résultats en haut pour une 8-connextité et en bas pour une 24-connextité en proposant différentes valeurs de C_r	82
Figure 59 – Carotide en partant d'une image brut à gauche (a) puis la détection des points (b) ainsi que la prise en compte de la confiance (c). On a ensuite l'enveloppe convexe (d) puis le contour actif en (e).....	83
Figure 60 - Résultats de l'étape 3 sur des images échographiques de vésicule en (a) et d'une oreillette droite de cœur (b).....	83
Figure 61 - Exemple de détection de régions, a un seuil s aléatoire (35) pour lequel nous avons à gauche aucun filtre sur la surface et un nombre de régions supérieur à 100 et à droite, un filtrage sur la surface qui met en perspective 2 régions résultantes, dont l'organe (ici une vésicule).	84
Figure 62 - On compare ici deux échographies de carotide avec à gauche une échographie où l'on accepte toutes les Régions quelque soient leur réoccurrence (\bullet) au fil des seuils et à droite pour les occurrences supérieures à 4. On applique aussi un filtre sur la surface. Par ce filtrage sur l'occurrence, on peut ainsi éliminer des régions indésirables.....	85
Figure 63 - Différentes segmentations d'une carotide en faisant varier le pas de degrés en 1, 2 puis 10. Au fur et à mesure que le pas augmente, la qualité de la segmentation diminue en perdant la partie basse de la paroi en (b) puis en perdant tout le contour en (c).....	87
Figure 64 - Les différentes formes à reconstruire	88
Figure 65 - Protocole expérimental de prise d'image d'un organe simulé.....	89
Figure 66 - Image échographique d'un organe sphérique de 60ml simulé (Organe 3)	90
Figure 67 - Segmentation de l'image echographique de l'organe simulé sphérique de 20 ml (Organe 1)	91
Figure 68 - Segmentation de l'image échographique de l'organe simulé allongé de 20 ml (Organe 2).....	92
Figure 69 - Segmentation de l'image échographique de l'organe simulé sphérique de 60 ml (Organe 2)	92
Figure 70 - Les résultats de notre méthode sont présentés à gauche. De (a) à (d), les résultats de différentes méthodes avec l'épaisseur proposé par l'expert 1. De (e) à (h), on compare avec les mêmes méthodes avec l'épaisseur tracé par l'expert 1. Les méthodes de comparaison sont, pour (a) et (e) notre méthode, pour (b) et (f) la méthode canny, le watershed pour (d) et (h) et le deep learning pour (d) et (h).	93
Figure 71 – Constat sur les points candidats à l'étape 2	95
Figure 72 – Exemple des zones de recherche des nouveaux centres de gravité pour \mathcal{M}_{130} et \mathcal{M}_0 avec les zones de recherche de 90° en bleu	95

Figure 73 - Affinage des résultats par tissage de segments, les points 1 à 5 sont cohérents les uns par rapport aux autres. On les conserve donc tous et on itère la méthode en partant du point 2.	97
Figure 74 - Exemple d'un cas de figure où la méthode exclu le point n°2 qu'elle ne considère pas comme cohérent, on itère la méthode en partant du point n°3.	97
Figure 75 - Schéma explicatif de l'étau où les points éloignés sont ramenés vers le contour en se basant sur la confiance de la bonne proportion de points	99
Figure 76 - Progression des deux parties de l'étau (extérieur et intérieur) selon la densité de points rencontrée au cours de leur parcours respectifs lors d'une étape intermédiaire à gauche et une étape finale à droite.	99
Figure 77 - Pour le point n°12, les points n°4 à n°13 sont contenus dans le cercle de rayon. Le Barycentre calculé dans ce cercle est représenté en vert	100
Figure 78 - Placement optimal de la sonde sur la fenêtre acoustique pour un balayage	101
Figure 79 - Balayage manuel de la fenêtre acoustique par tilt avec un positionnement de sonde optimal.	102
Figure 80 - Scans successifs acquis pour le calcul des caractéristiques spatio-temporelles et segmentation 3D	102
Figure 81 - A l'aide des centres de gravité P_i successifs, on détermine ici la position M du centre de référence du volume candidat, où le niveau de gris sera en théorie le plus bas possible.	103
Figure 82 - Dans cet exemple de la méthode en 2D, le scan étudié ne présente pas de différence de contraste permettant une détection optimale du contour. La croix verte représente le centre de l'organe tandis que la croix rouge le contour qui a été mal détecté.	104
Figure 83 - Dans cet exemple, le contour du scan en bordure d'organe est meilleur car le rayon évolue dans une croissance de niveau de gris qui met en évidence une rupture de pente	104
Figure 84 - Sphère représentative de l'analyse en 3 dimensions avec coordonnées sphériques (d, θ, δ) centrées en M	105
Figure 85 - Segmentation en 3D sur les plans successifs d'une série d'échographies, le point de départ est situé au centre de l'échographie encadrée en rouge.....	106
Figure 86 - Graphique de l'évolution du niveau de gris sur des rayons aléatoires pour une échographie de la vésicule biliaire.....	106
Figure 87 - Représentation 3D d'une vésicule biliaire après le calcul d'une enveloppe convexe, la forme s'apparente à une poire, ce qui est attendu dans le cas de cet organe	107
Figure 88 - On compare ici les résultats obtenu sur une analyse en 2D et une analyse en 3D.....	107
Figure 89 - Etude paramétrique sur le pas de degrés lors de la recherche de contour en 3D sur le même point de vue.....	108
Figure 90 - Un milieu ambiant est plus compliqué à simuler pour un balayage car le récipient et l'eau, même isolés, peuvent engendrer des phénomènes indésirables.	109
Figure 91 - découpage des zones non utiles la recherche de l'organe.....	110
Figure 92 - Apparition de l'organe lors de l'augmentation du seuil de binarisation	110
Figure 93 - Evolution de l'intensité d'un pixel (0 ou 255) sur des coordonnées fixes pour un seuil donné ..	111
Figure 94 - Résultat 3D au seuil 5 de l'étude volumique directe par pixels temporels après fusion d'ellipsoïde. L'organe est vu sous différentes faces (a, b et c).	112

Figure 95 - Résultat 3D au seuil 5 de l'étude volumique directe par pixels temporels sans gestion par ellipsoïde	113
Figure 96 - Sur ce cas de figure, la distance entre 1 et 2 est plus grande qu'entre 1 et 3, on exclue donc 3 qui n'est pas cohérent avec 1 et 2	124
Figure 97 - Sur ce cas de figure, la distance entre 1 et 2 est plus grande qu'entre 1 et 3, on estime donc que 2 et 3 sont incohérents	124
Figure 98 - Sur ce cas de figure, c'est la distance entre 2 et 3 qui est plus grande qu'entre 2 et 4, on décide donc d'exclure 3 et 4	125
Figure 99- Sur ce cas de figure, on a la distance entre 2 et 4 qui est supérieure à la distance entre 2 et 5, on exclue donc 2, 3 et 4	125

2. TABLEAUX

Tableau 1 - Comportement des milieux traversés	25
Tableau 2 - Résultats de la segmentation (Yin, et al., 2020)	53
Tableau 3 - Résultats de précision pour (Chen, Zheng, Jin, Heng, & Zhou, 2016).....	54
Tableau 4 - Comparaison des performances avec la méthode proposée (Combo) sur des images échographiques de ventricule gauche	55
Tableau 5 - Résultats de la méthode de segmentation présentée dans (Jiang, Guo, Chen, Zhang, & Lu, 2019) avec NSSRG (Neutrosophic Similarity Score and Region Growing) et NSSLG (Neutrosophic Set Score and Level Set)	57
Tableau 6 - Résultats de la méthode (Marsousi, Plataniotis, & Stergiopoulos, Atlas-based segmentation of abdominal organs in 3D ultrasound, and its application in automated kidney segmentation, 2015)	59
Tableau 7 - Evolutions possibles des régions lorsque le seuil augmente	68
Tableau 8 - Evolutions possibles des régions dans l'espace, entre les images i et j	72
Tableau 9 - Caractéristiques des Organes simulés	89

GLOSSAIRE

Termes	Définitions
Anéchogène	Se dit d'un milieu où les ultrasons traversent sans générer d'écho, cela se traduit par des zones sombres sur une échographie (en général des cavités, des liquides, ...)
Cardiovasculaire	Relatif à la fois au cœur et aux vaisseaux sanguins
Echogène	Se dit d'un milieu où les ultrasons traversent en générant des écho, on observe alors des zones très blanches sur les images échographiques
Echographie	L'échographie est une technique d'imagerie employant des ultrasons. Elle est utilisée de manière courante en médecine humaine et vétérinaire.
Echotomographie	Tomographie obtenue par échographie
Embolie	Obstruction brusque d'un vaisseau sanguin par un corps étranger, un caillot
Endocarde	Tunique interne du cœur.
Epicarde	Tunique externe du cœur.
Immersion sèche	Ce modèle permet de simuler au sol les effets de l'impesanteur sur le corps humain et de tester une nouvelle méthode de prévention destinée à minimiser les effets négatifs de l'impesanteur sur le corps humain. Le volontaire qui participe à l'étude est installé dans une sorte de grande baignoire remplie d'eau tiède dont il est cependant isolé par une toile imperméable, accrochée sur les rebords de la baignoire. Il se trouve donc comme « entre deux eaux » et « flotte » ainsi en l'absence de support.
Micropesanteur	Etat ou l'ensemble des forces d'origine gravitationnelle et inertielle auxquelles un corp est soumis possède une résultante et un moment résultant très faibles par rapport à la pesanteur à la surface de la Terre
Myocarde	Muscle du cœur assurant, par sa contractilité et son élasticité, la vidange et le remplissage des cavités cardiaques et donc la circulation sanguine.
Système locomoteur	L'appareil locomoteur comprend les os et les articulations des membres et de la colonne vertébrale ainsi que les ligaments, les muscles et les tendons qui les relient où les actionnent. Ensemble des organes permettant de se déplacer.
Thrombus	Masse sanguine coagulée dans un vaisseau, où elle provoque une thrombose.
Transthoracique (échographie)	Il s'agit de l'examen d'échocardiographie le plus pratiqué. Il s'adresse aux patients chez lesquels on suspecte une maladie cardiaque
Vestibulaire	Le système vestibulaire est un organe sensoriel situé dans l'oreille interne qui contribue à la sensation de mouvement et à l'équilibre chez la plupart des mammifères

LISTE DES ABREVIATIONS

Liste des abréviation

ACC	Accuracy measure
ACM	Artère cérébrale moyenne
AFU	Atténuation de flux sonore
ANFIS	Adaptive neuro-fuzzy inference system
BUS	Brest Ultrasound Segmentation
BV	Ventricule Cérébraux
CADMOS	Département vol habités du CNES
CC	Composantes Connexes
CNES	Centre Nationale d'Etudes Spatiale (Agence Spatiale Française)
CNN	Convolutional neural network
CVLS	Chan-ve-se-level-set
DFT	Discrete Fourier transform
DSC	DICE Segmentation Coefficient
ESA	European Space Agency (Agence Spatiale Européene)
EUS	Endoscopic Ultrasound
FCN	Fully Convolutional Network
GIST	Gastro Intestinal Stromal Tumour (Tumeurs stromales gastro-intestinales)
IA	Intelligence artificielle
INeN	Incremental neural network
IRM	Image par résonance magnétique
LBNP	Lower Body Negative Pressure
LCR	liquide céphalo-rachidien
LIPADE	Laboratoire d'Informatique Paris Descartes
LOPG	Lunar Orbital Platform Gateway
MCA-Net	Multi-feature coding and attention convolutional neural network
MD	Mean distance
MEDES IMPS	Institut de Médecine et de Physiologie Spatiales
MRBSU-Net	Multi-Task Refined Boundary-Supervision U-Net
MVRG	Minimum variance region growing
NASA	National Aeronautics and Space Administration (Agence Spatiale Américaine)
NGC	Neutrosophic graph-cut
NS	Neutrosophique
NSSLS	Neutrosophic set score and level set
NSSRG	Region growing method based on neutrosophic set
NVG	Niveau de gris
PSO	Particle swarm optimization
R2U-Net	Recurrent Residual Convolutional Neural Network (RRCNN) based on U-Net
RBSU-net	Refined boundary-supervision U-net
RNN	Recurrent neural network
ROI	Region of Interest
RU-Net	Recurrent Convolutional Neural Network (RCNN) based on U-Net

SLIC	Simple Linear Iterative Clustering
TEP	Tomographie par Emission de positions
VGG	Visual Geometric Group

PARTIE I

Introduction

Partie I Chapitre 1 - Contexte des Travaux

Chapitre 2 - Provenance des données

Chapitre 3 - Etat de l'art

Conclusion et discussion sur l'état de l'art

INTRODUCTION

Aujourd'hui, les astronautes qui se relayent à bord de l'ISS, sont les sujets d'expériences diverses et variées, notamment pour étudier les adaptations du corps humain en micropesanteur. Le CADMOS, Centre en charge des expériences physiologiques à bord de l'ISS, est responsable par l'intermédiaire de l'Agence Spatiale Européenne (ESA) d'une partie de ces expériences qui se focalisent notamment sur les variations cardiovasculaires, vestibulaires et osseuses et celles du système locomoteur. Dans le domaine cardiovasculaire, un échographe de nouvelle génération (téléopéré) est utilisé (Figure 1). Les médecins peuvent prendre la main à distance, depuis le sol, sur l'échographe présent à bord de l'ISS pour effectuer et optimiser les réglages de l'appareil et des images. Cela signifie que lorsque la sonde d'échographie est placée par l'astronaute sur la partie du corps qui doit être analysée, l'expert au sol peut optimiser le positionnement de la tête de la sonde qui est motorisée.



Figure 1 - Echo, l'échographe téléopéré à bord de l'ISS.

Les prévisions programmatiques d'exploitation de la station spatiale internationale annoncent la fin de son exploitation d'ici une dizaine d'années, et le projet qui va lui succéder promet d'être grandiose. On parle désormais plus particulièrement de la Lunar Orbital Plateforme Gateway (LOPG) et à vision plus lointaine, de la planète Mars. En s'éloignant de la Terre, les astronautes seront davantage livrés à eux-mêmes car les contacts avec la terre se feront de plus en plus rares et les systèmes dont ils ne peuvent s'affranchir doivent devenir le plus autonome possible. Ce sera notamment le cas entre autres de l'échographe qui va devoir évoluer avec des sondes permettant à un opérateur non initié de réaliser une échographie en automatique pour des organes ciblés.

Il a déjà été prouvé que la durée prolongée d'une mission en micropesanteur modifie l'épaisseur et la rigidité des tissus artériels. Cependant, dire si ces phénomènes seront ou non réversibles reste une problématique à élucider car ils peuvent entraîner des maladies cardiovasculaires à long terme. En dehors de la sphère des vols habités et si l'on réfléchit à un tel système, cet échographe apporterait une solution qui permettrait de pallier une demande croissante d'images échographiques, l'échographie étant l'imagerie médicale la plus demandée. Les déserts médicaux de la planète pourraient ainsi avoir accès à cette technique couramment utilisée pour investiguer sur la santé d'un patient.

L'objectif est ici de détecter des organes de manière automatique, en développant un logiciel écrit en C++ dont la donnée serait une série d'images issues d'une acquisition réalisée au cours du scan d'un organe. Les organes à détecter qui présentent des caractéristiques spécifiques, sont les suivants :

La Carotide

Le Jugulaire

Le Cœur

La Vésicule

Le Rein

Du fait des conditions des vols d'exploration à venir et des besoins identifiés ci-dessus, le CNES et sa sous-direction ont décidé de financer ce travail de thèse ; le responsable au niveau CNES est Didier CHAPUT. Le travail est effectué en collaboration avec le laboratoire LIPADE de l'université de Paris sous la supervision de Nicole VINCENT ainsi que du Professeur Philippe ARBEILLE. L'objectif du présent travail est donc de délimiter les contours des différents organes ou sites identifiés plus haut afin de pouvoir faire une détection automatique sur des images échographiques réalisées de manière autonome par un sujet ou patient.

Nous allons donc dans un premier temps présenter le principe de fonctionnement d'un échographe, ses limites, afin d'en déduire quelques phénomènes qui nous permettront de construire notre raisonnement. Ensuite, nous balayerons succinctement les méthodes de segmentation qui existent déjà, des plus basiques aux plus poussées et tenter, quand elles en présentent l'intérêt, de les appliquer à notre problème. Le cœur du travail détaillera la méthode proposée et présentera les résultats avant de dresser les perspectives qui seront explorées dans la suite de mon travail.

Chapitre 1 - CONTEXTE DES TRAVAUX

Cette partie va nous permettre d'introduire les domaines dans lequel cette étude se focalise, puis de déboucher sur une problématique dont nous allons proposer une solution. Nous reviendrons sur l'origine de l'échographie puis sur les vols habités de nos jours ainsi que sur les besoins des vols futurs.

1. L'ECHOGRAPHIE

Nous verrons ici les principes de base de l'échographie qui nous permettront d'approcher le reste des travaux avec les notions nécessaires, de l'invention jusqu'à aujourd'hui mais aussi le fonctionnement, les avantages, désavantages ou encore risques potentiels et les perspectives futures de la pratique médicale.

1) Historique

2) Principe de fonctionnement

3) Les interactions des ultrasons dans les différents milieux

4) Les images échographiques

Les comportements observables

Les artéfacts

5) Synthèse

1) Historique

La technique d'imagerie échographie est le fruit d'une convergence de plusieurs disciplines. La pratique et l'étude des ultrasons tire son origine de l'analyse des fonds marins et ce pour la détection de submersibles pendant la première guerre mondiale. Le sonar (SOund NAVigation and Ranging) est donc la première application de l'exploitation de la propagation des ondes sonores dans un milieu. Les premières cartographies des fonds marins sont alors réalisées et permettront plus tard le déploiement de lignes télégraphiques ainsi que les applications militaires qu'on lui connaît. Ce n'est que plus tard, que les utilisations dans le domaine médical sont envisagées, se heurtant au début à des échecs. Le premier échographe à proprement parlé ainsi que la première image est le travail des deux anglais J.J Wild (médecin) et J. Reid (électronicien) pour la détection de tumeurs et de calculs (Figure 2), ils publient leurs résultats dans le magazine Science en 1951 (WILD & NEAL, 1951).

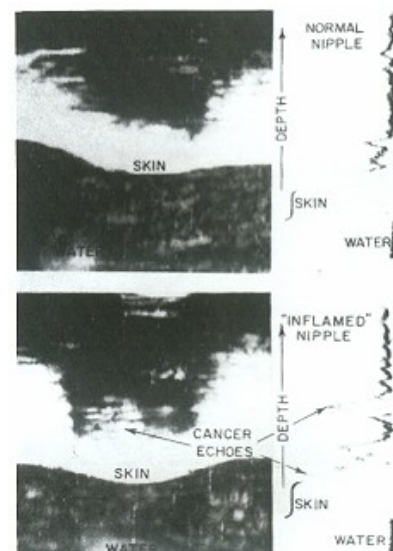


Figure 2 - Diagnostic d'une tumeur maligne grâce à une échographie en 1953

Par la suite, le perfectionnement de cette pratique, tant par la réduction de la taille des échographes que par l'augmentation de la précision des images, a largement favorisé son usage. C'est aujourd'hui la demande d'imagerie médicale la plus formulée car peu coûteuse et non invasive.

2) Principe de fonctionnement

Le principe de base s'appuie sur une particularité de comportement des ondes sonores. Qui n'a pas, dès son plus jeune âge, crié un message dans les montagnes en attendant une réponse pour s'amuser ? L'écho de notre voix se fait toujours plus ou moins attendre...

Car oui, notre voix est un son qui se propage sous forme d'onde à une vitesse donnée dans un milieu fluide (air, eau, ...) et lorsque cette dernière rencontre un obstacle, par exemple une montagne, l'impulsion sonore est renvoyée, ce que l'on appelle l'écho. Si l'impulsion sonore est de fréquence suffisamment élevée, du domaine des ultrasons, alors l'onde se propage mieux dans le milieu et ce sans nuisance. C'est pourquoi l'échographie fait appel aux ultrasons, qui sont inaudibles pour les humains et permettant de rentrer en profondeur dans les organes.

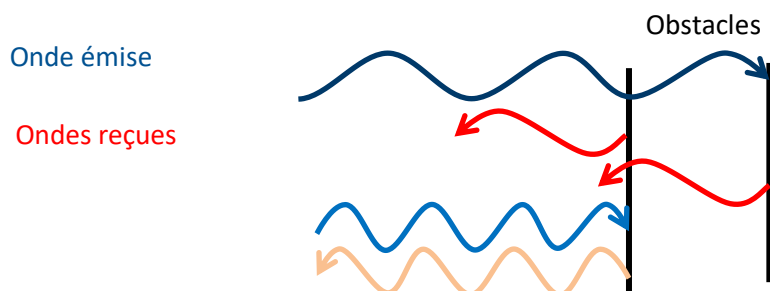


Figure 3 En croisant des obstacles successifs, des ondes sont renvoyées à la source déphasées et d'amplitudes plus faibles. On trouve en haut une onde de longueur d'onde où le signal s'atténue moins. En bas, une longueur d'onde plus faible qui offre une meilleure résolution mais s'atténue vite.

Nous précisons ici quelques notions de physique permettant de caractériser le phénomène :

Célérité (en m/s)

Il s'agit de la vitesse de propagation de l'onde sonore dans le milieu (ici le corps) et qui dépend essentiellement des caractéristiques des milieux traversés comme l'élasticité, la densité, ...

La longueur d'onde λ (en m)

La célérité varie avec le milieu mais la longueur d'onde, propre à une onde, reste la même. Pour un échographe, la résolution est la plus petite distance séparable d'un objet par un instrument. Lorsque l'on emploie un échographe, la résolution est meilleure pour les petites longueurs d'onde, mais il existe alors une plus grande atténuation des ultrasons dans le milieu qui entraîne un pouvoir de pénétration plus faible (Figure 3).

Impédance $Z = \rho * c$ (en $\text{Kg.m}^{-2}.\text{s}^{-1}$)

Notion importante qui caractérise la nature et la résistance du milieu étudié traversé, analogue de la résistance électrique.

Intensité I

Correspond à l'énergie qui traverse une unité de surface pendant une unité de temps. Lorsqu'une onde ultrasonore traverse un milieu, ce n'est pas sans peine. Il y a en effet des facteurs d'atténuation que l'on observe entre l'amplitude du signal émis et du signal reçu ainsi qu'un déphasage par rapport à l'origine (Figure 3), conséquence de l'atténuation. Cela s'explique par une interaction des ondes avec le milieu qui dépend :

- De la distance parcourue par le faisceau d'ondes (rapport d'atténuation exponentiel)
- De la fréquence du signal émis (absorption proportionnelle à la fréquence)

De ce fait, les hautes fréquences permettront d'observer les organes en surface tandis que les ondes de plus basse fréquence permettront de pénétrer plus en profondeur pour observer les organes plus en recul de la surface. On en déduit donc que la puissance de l'écho du signal va dépendre de la profondeur à laquelle se trouve l'organe.

3) Les interactions des ultrasons dans les différents milieux

Plusieurs phénomènes peuvent survenir lors de l'interaction d'un signal avec un obstacle :

Le milieu

Pour se propager, une onde ultrasonore a besoin d'un support matériel car elle ne peut pas se propager dans le vide. Le corps humain est constitué d'une succession de milieux hétérogènes, à chaque changement, une partie de l'onde ultrasonore est réfléchi. On peut considérer quatre différents milieux ; graisse, eau, sang et muscle.

La réflexion

Le signal pénètre difficilement un milieu et rebondit majoritairement sur la surface d'interface, c'est ce signal réfléchi qui permet de reconstruire l'image échographique. Plus l'interface est lisse, plus elle est réfléchissante et dite hyperéchogène. Afin de s'assurer que le signal ne soit pas complètement réfléchi et pénètre correctement le milieu, on utilise du gel en interface. Comme les ondes sonores répondent aux lois de l'optique, il est important d'orienter l'incidence des ondes de manière perpendiculaire à l'interface afin de maximiser la détection du signal réfléchi (Figure 4).

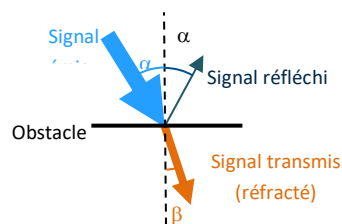


Figure 5 - Pour une incidence oblique, les signaux suivent la loi de Snell-Descartes

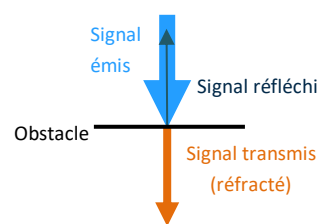


Figure 4 - Pour une incidence normale à la surface, le signal réfléchi est puissant

La réfraction

Ce qui correspond au signal transmis dans le milieu et qui évidemment s'atténue au cours de son parcours (Figure 5). Cela rend l'image résultante de plus en plus sombre quand on s'éloigne de la source.

La diffusion

Il se peut, lorsque le signal émis rencontre un obstacle de petite dimension par rapport à la longueur d'onde, que cet obstacle se comporte comme une source secondaire de par les signaux qu'il va transmettre car le signal émis va le faire vibrer (Figure 6). Les signaux qu'il transmet vont donc se propager dans toutes les directions de façon quasi homogène dans le cas d'un milieu isotrope ou vers une direction privilégiée dans le cas d'un milieu anisotrope.



Figure 6 - Les objets en rouge vont renvoyer un écho parasite

L'absorption

Il s'agit de l'énergie que va emmagasiner le milieu lorsqu'un signal le traverse sous forme de chaleur généralement. L'atténuation du flux ultrasonore correspond à la somme de la réflexion, de la diffusion et de l'absorption. Si ces trois derniers sont faibles, alors la transmission sera forte (cas des tissus riches en eau ou liquides). En ce qui concerne les effets thermiques et pour les intensités ultrasonores utilisées en échographie, cela correspond à une élévation de 1°C à 2°C si l'on estime la durée de l'examen à 10 minutes, ce qui est tout à fait négligeable.

4) Les images échographiques

Les comportements observables

Les milieux traversés peuvent présenter plusieurs types de comportements distincts qui peuvent être anéchogènes ou hyperéchogènes, ces comportements sont définis dans le Tableau 1 :

Anéchogène	Echogène	
	Hypo-échogène	Hyper-échogène
La région observée n'est à l'origine d'aucun écho, dit aussi vide d'écho ou transsonique. C'est le cas des liquides purs	Les ondes réfléchies sont faibles, il s'agit généralement de tissus, gaz ou d'organes	Les ondes sont très réfléchies, ce qui arrive pour les os ou calculs

Tableau 1 - Comportement des milieux traversés par les ultrasons

Les artéfacts

L'effet Miroir

Effet non désiré qui peut se produire lorsque le signal émis entre en contact avec une interface fortement réfléchissante et courbée. Le signal réfléchi sur l'interface croise l'organe et renvoie à la source une image erronée (Figure 7).

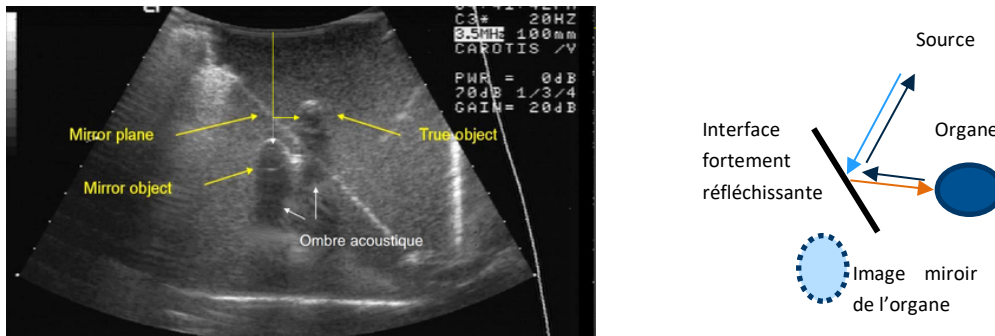


Figure 7 – Effet miroir indésirable sur cette échographie où un plan miroir crée une image erronée

Répétition, réverbération

Ce phénomène peut arriver lorsque l'on est en présence de deux interfaces réfléchissantes, l'onde est alors piégée entre des deux interfaces et rebondit jusqu'à atténuation totale tout en laissant retourner périodiquement un signal vers la source. Ces rebonds successifs sont interprétés par l'appareil comme une série d'interfaces (Figure 8).

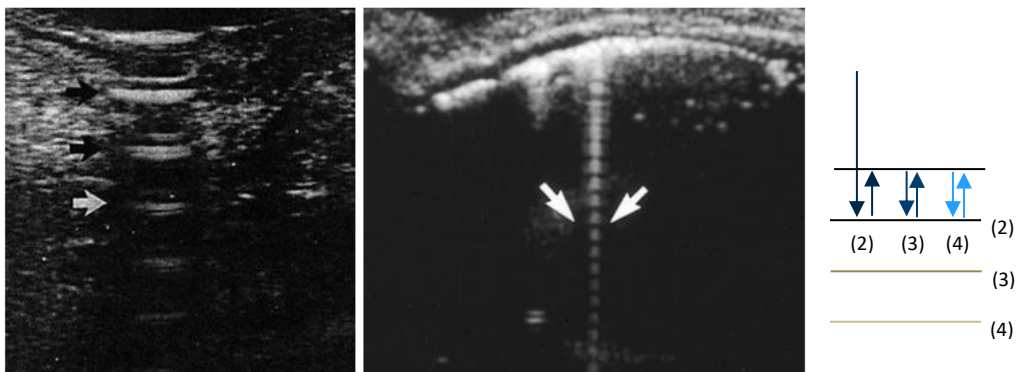


Figure 8 - A gauche, la peau peut créer un effet de répétition par insuffisance de gel, à droite une bulle de gaz provoque une image en queue de comète

L'effet queue de comète est une conséquence de la répétition lorsque le signal croise une microbulle de gaz ou de cholestérol, les images répétées sont très rapprochées, singulières et s'atténuant avec le temps, donnant au résultat un aspect en « queue de comète » (Figure 8).

L'ombre acoustique

Il s'agit d'une conséquence directe des lois qui régissent le déplacement d'une onde acoustique d'un milieu à l'autre. Si ces deux derniers ont des indices acoustiques très différents, alors une partie trop importante des signaux incidents sont renvoyés et peu de signaux sont transmis. Cela empêche d'obtenir des échos de

ce qui se trouve de l'autre côté de l'interface, projetant ce qu'on appelle un cône d'ombre (Figure 9). Exactement comme ferait une surface opaque face à un projecteur.



Figure 9 - Aspect d'un calcul rénal avec son cône d'ombre typique, on observe aussi un renforcement postérieur

Renforcement postérieur

Un renforcement postérieur peut s'observer lorsque le faisceau rencontre une zone liquidienne puis à nouveau une surface échogène. Généralement, en arrière de cette zone on observe un renforcement postérieur correspondant à l'absence d'atténuation du faisceau ayant traversé cette zone (Figure 9). A l'opposé, le faisceau d'ultrasons ayant traversé les zones voisines aura, lui, été atténué.

Atténuation du flux ultrasonore (AFU)

Du fait de l'absorption, les zones éloignées de la surface et donc de la source vont apparaître hyperéchogènes. C'est impactant lorsque l'on veut observer des organes profonds, on peut adapter la sonde pour changer la longueur d'onde jusqu'à une certaine limite.

Anisotropie

Si les ultrasons n'arrivent pas de façon strictement perpendiculaire à une interface, alors l'image correspondante qui apparaîtra à l'écran sera faussement hypo-échogène ce qui augmente la difficulté de reconnaître l'organe.

5) Synthèse

D'un point de vue strictement visuel, une image échographique, reconstruite à partir des ondes envoyées par la sonde source, peut être assimilée à des nuances et variations de niveau de gris depuis la source jusqu'aux derniers échos. Les organes ciblés nécessitent un préréglage de la fréquence, amplitude des ultrasons afin d'être bien visualisés. De plus, la manipulation de la sonde est délicate comme on peut le voir Figure 10. La sonde doit être orientée correctement pour une qualité d'image optimale. Le moindre petit écart de position peut rendre l'image échographique complètement inexploitable. L'image doit être interprétée avec précaution en prenant rigoureusement en compte les possibles artéfacts dus à la nature de la zone observée ou aux propriétés des ultrasons.



Figure 10 - La même vésicule biliaire avec un écart de positionnement de sonde de quelques degrés produit une image totalement différente

2. LES VOLS HABITES

Cette section va revenir sur le domaine qui est à l'origine des travaux. On y comprendra quels sont les effets secondaires à court, moyen puis long terme sur le corps humain lorsqu'il est exposé à la micropesanteur, en particulier sur le système cardiovasculaire. Nous passerons en revue par quels moyens, de nos jours, sont contrebalancées et suivies ces altérations physiologiques. Au final, nous détaillerons les enjeux de l'exploration lointaine et ce que cela implique comme évolution pour le suivi médical des astronautes.

1) Le corps humain en micropesanteur

L'homme sans gravité

Le Système-Cardiovasculaire

2) Les contremesures et le suivi des astronautes

3) L'exploration lointaine

1) Le corps humain en micropesanteur

L'homme sans gravité

Un séjour dans l'espace n'est pas sans effet secondaire sur le corps humain. Au long de son évolution depuis la bactérie jusqu'à l'homme moderne, l'être humain a évolué sous contrainte de la gravité. C'est cette dernière qui a façonné pendant des millions d'années le monde animal et végétal. Si le système cardiovasculaire est aussi complexe et a la capacité de maintenir une circulation normale en conditions d'orthostatisme (position debout), la gravité y est pour quelque chose. Le tissu musculaire, dont l'une des fonctions est de lutter contre la gravité ne serait très certainement pas conçu de la même manière en l'absence de la pesanteur. Sans cette dernière, de lourds changements sont observés à court, moyen et long terme. On peut citer par exemple la colonne vertébrale qui ne soutient plus le corps et va avoir tendance à s'allonger, les fluides qui vont remonter le long du corps car ils ne sont plus attirés vers le bas, ce qui augmente la pression intracrânienne et altère la vue. On note aussi la perte osseuse, les dysfonctionnements du système immunitaire ou encore la santé comportementale.

Le Système-Cardiovasculaire

Le système cardio-vasculaire subit un changement problématique dont la réversibilité totale ou partielle est encore incertaine. Les premières stations spatiales (Saliout, Mir, Skylab) permettant l'exposition à la micropesanteur sur une plus longue durée (plusieurs mois) ont mis en évidence une répartition des fluides dans le corps qui dérégule les gradients de pression hydrostatique. Ce transfert liquidien est appelé le « Fluid Shift », il apparaît dès les premiers instants qui suivent l'exposition en micropesanteur et les signes cliniques sont rapidement observables (œdème de la face et des paupières, érythème du visage, congestion nasale, turgescence des veines du cou, aspect caractéristique des membres inférieurs en "jambes de poulet") et subjectifs (maux de tête, sensation de "plénitude" céphalique que certains membres de l'équipage rapportent à la sensation que l'on a lorsque l'on est suspendu par les pieds sur terre). Mais le corps humain est bien fait, il s'adapte grâce notamment à la régulation hormonale des fluides. Après quelques jours, on observe un nouvel équilibre hémodynamique qui demeure stable pour le reste du vol. Par la suite, il y a une légère modification non significative de la pression artérielle et du rythme cardiaque au repos. Le volume plasmatique diminue, ainsi que celui des cavités cardiaque (8 à 12%) mais ces variations de volumes ne sont réellement observables qu'au retour à la gravité.

Les modifications importantes au niveau périphérique sont les résistances vasculaires qui vont diminuer sans limiter pour autant l'activité de l'astronaute ni présenter de danger particulier pour la santé. De plus, ce sont des symptômes rapidement réversibles une fois de retour au sol. Cependant, l'atrophie myocardique peut générer un handicap à l'effort lors du retour au sol. La distension de la veine jugulaire provoque une stagnation du sang au niveau cérébral, qui, à long terme peut présenter des modifications tissulaires et fonctionnelles.

2) Les contremesures et le suivi des astronautes

Afin d'éviter un certain nombre d'effets néfastes, des contremesures sont réalisées en vol, permettant de réduire les modifications citées plus haut par la micropesanteur. On peut citer dans un premier temps les exercices mais il y a aussi les brassards de cuisse qui permettent de refaire circuler les liquides corporels vers le bas du corps. Le système le plus utilisé pour lutter contre le *fluid shift* reste l'application d'une LBNP (Lower Body Negative Pressure), en l'occurrence Chibis sur l'ISS (Figure 11), qui permet de mettre sous vide, et donc sous dépression, les membres inférieurs du corps à l'aide d'un caisson hermétique. Les liquides du corps sont alors « aspirés » dans la partie inférieure du corps pour simuler un gradient hydrostatique.



Figure 11 - Luca Parmitano (ESA) utilise un Lower Body Negative Pressure device au cours de son séjour à bord de l'ISS

De nos jours, des paramètres permettant de quantifier le déconditionnement cardiovasculaire induit par la micropesanteur ont été identifiés :

La pression artérielle (en Pa, cmHg ou mmHg)

Correspond à la pression du sang dans les artères de la circulation systémique. On l'exprime par deux valeurs qui sont la PAS (Pression Artérielle Systolique, au moment de la contraction du cœur) où la pression est à son maximum et la PAD (Pression Artérielle Diastolique, au moment du relâchement du cœur) où la pression est à son minimum.

La fréquence cardiaque (en bpm)

Il s'agit du nombre de pulsations cardiaques (ou battements de cœur) par unité de temps

Le Flux cérébral (en mL/min)

Appelé aussi le Débit Sanguin Cérébral (DSC) arrivant au cerveau par unité de temps

Le Flux Fémoral (en mL/min)

Débit de sang circulant dans l'artère fémorale et irriguant donc la partie basse du corps.

Un nombre important d'expériences sont aussi réalisées pour le suivi et la santé des astronautes au cours de leur mission. On peut citer très dernièrement, ou en cours, les expériences :

Vascular (2009-2014)

- Surveillance des modifications induites au niveau des vaisseaux sanguins et du fonctionnement du cœur

- Suivi de la réaction des artères aux variations de la pression artérielle ainsi qu'à la baisse de l'activité physique
- Mesure des marqueurs sanguins du fonctionnement du système cardiovasculaire

Vascular Echo (2016-2021)

- Observation de la réaction des artères et du cœur aux variations de pression artérielle
- Test de l'efficacité de contremesures en utilisant des sangles pour rediriger le sang
- Evaluation de l'influence de l'apesanteur sur le débit sanguin après une séance d'exercice
- Détermination de l'existence d'un lien entre les signes précurseurs manifestés par le sang et la perte d'élasticité des artères
- Identification d'un moyen plus adéquat que l'échographie pour quantifier les changements de l'élasticité artérielle
- Suivre le rétablissement des sujets sur le long terme (1 an) après leur retour

Vascular Aging (2019-2024)

- Comprendre dans les détails ce qui engendre la perte d'élasticité des artères chez les astronautes
- Essayer de trouver un lien de corrélation entre rayonnement cosmique et santé cardiovasculaire
- Suivi du rétablissement des astronautes après leur retour

ECHO (projet)

Entièrement préparé et suivi par le CNES, ECHO est un échographe Télé-opéré depuis la Terre pour les séances d'échographies sur astronautes réalisées au cours de leurs missions. Il comprend un échographe *Orcheo Lite* fabriqué par *Sonoscanner* et customisé pour le vol spatial accompagné d'une unité de conversion vidéo et de 4 sondes fournies par *Vernon* (Figure 12).

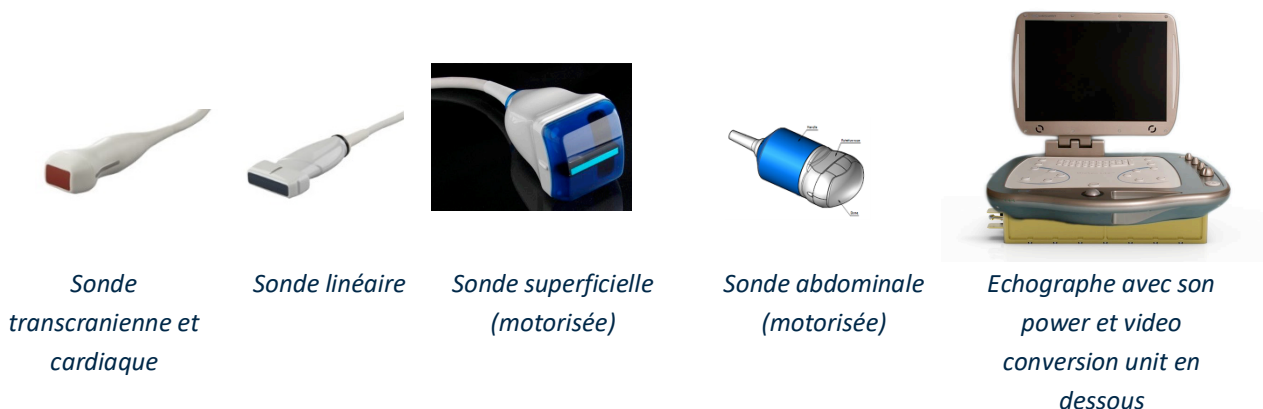


Figure 12 - Le kit d'échographie à bord de la Station Spatiale Internationale

Contrairement aux systèmes courants de télé-opération où un bras articulé met en mouvement une sonde, le concept est ici un peu différent. L'astronaute immobilise la sonde sur la partie de son corps à scanner et le praticien au sol commande à distance l'orientation et l'inclinaison du transducteur. Le délai de télé-opération est de 2 à 3 secondes, ce qui est la première problématique. Si jamais l'homme en vient à nouveau à s'éloigner de la terre pour les futures missions d'exploration, alors le délai pourrait s'allonger jusqu'à rendre impossible cette pratique.

C'est pourquoi dans un objectif de préparation de l'exploration future, il est nécessaire d'évoluer vers une pratique complètement autonome et automatisée de l'échographie pour les astronautes. Ces sessions d'échographiques autonomes permettraient de poursuivre le suivi médical des altérations physiologiques issues de l'exposition allongée à la micropesanteur avant, après et pendant le vol sans contraindre la présence d'un praticien spécialiste.

Voilà pourquoi, afin de s'assurer d'une bonne acquisition de l'organe lors du scan, nous mettons en évidence le besoin d'élaborer une méthode innovante qui permettrait de segmenter les organes ciblés lors du balayage fait par la sonde et de déterminer si l'organe se trouve à l'endroit visé ou si un déplacement de la sonde est nécessaire.

3) L'exploration lointaine

Constantin Edouardovitch Tsiolkovski disait que la Terre est le berceau de l'humanité, mais passe-t-on sa vie entière dans un berceau ? L'exploration humaine de l'orbite terrestre puis de la Lune ont été un grand pas pour l'humanité. De nos jours, certains astrophysiciens ou scientifiques affirment que le salut de l'humanité se situe dans l'espace, que c'est inévitable (Kaku, 2018). Notre chère planète pourrait à long terme s'avérer trop fragile au vu de la croissance démographique exponentielle, des besoins croissants (nourriture, eau, énergie). Après tout, c'est ce que l'homme a toujours fait depuis son origine en quittant ou élargissant son environnement. En rejoignant la terre, en traversant les montagnes, les mers, les océans. Traverser l'espace avec l'exploration lointaine n'est que la prochaine étape.

Cependant, l'exploration lointaine doit se préparer et de nombreuses épreuves sont encore à surmonter, surtout d'un point de vue technologique sur des problématiques bien différentes que ce que nous avons rencontré jusqu'alors. Les délais de communication pourraient s'accroître, rendant impossible les échanges en temps réel, la couverture réseau pourrait être erratique et de nombreuses restrictions comme la masse ou la taille pourraient être mises en place sans compter le temps consacré aux opérations qui pourrait être restreint.

Mais surtout, soumis à la microgravité ou la gravité partielle, dans un environnement radiatif différent, la réponse physiologique pourrait être différente de ce qui a d'ores et déjà été observé.

De ce fait, pour l'échographie, l'utilisation de moyens télé opérables n'est plus une option. De plus, hormis la difficulté d'acquisition d'images d'organes profonds ou derrière le système osseux, l'utilisation d'un échographe ne peut se faire que par un professionnel entraîné capable aussi de faire des diagnostics. Les astronautes qui portent déjà plusieurs casquettes au cours d'une mission (commandant, pilote, scientifique, plombier, ingénieur, ...) ne peuvent pas être entraînés sur tout. C'est donc au système de les rejoindre à mi-chemin entre un entraînement approprié succinct et une automatisation, notamment pour l'échographie.

Chapitre 2 - PROVENANCE DES DONNEES

La méthode que nous avons développée a été testée sur un jeu de données issu d'une étude d'immersion sèche de 5 jours (MEDES 2019) sur 18 sujets.

Pour ces travaux, les données utilisées proviennent d'une immersion sèche sur 18 sujets (18M, âges : 34+/-7, taille : 176+/-6 cm, poids : 74+/-7 kg). Chacun des sujets était informé des procédures et protocole et a signé un consentement. Le protocole est en accord avec les standards de la *Declaration of Helsinki* et a été approuvé par une comité d'éthique (CPP Est III : Octobre 2, 2018, n° ID RCB 2018-A01470-55) et la Haute Autorité de Santé (ANSM : August 13, 2018, Clinical Trials.gov Identifier : NCT03915457).

Le protocole d'immersion sèche inclut 4 jours de test ambulatoire avant l'immersion (JI-4j à JI-1j) cinq jours (120 heures) d'immersion sèche (JI-1j à JI-5j) et 2 jours de récupération (R0, R+1).

Chapitre 3 - ETAT DE L'ART

Nous allons ici analyser et catégoriser l'ensemble des différentes approches de segmentation d'organes dans les images échographiques présentes dans la littérature pour pouvoir ensuite les comparer et orienter nos travaux. De nombreux articles ont vu le jour sur ces 30 dernières années.

Pour le traitement d'image, on parle de segmentation lorsque l'on effectue l'action de regrouper des pixels entre eux selon des critères bien définis dans le but par exemple de délimiter des formes, détecter des objets en les séparant du fond. On peut alors former une partition de l'image en différentes classes. En soit, la distinction d'objets dans une image est une compétence naturelle de l'être humain car elle fait appel à des notions de perspectives, de topologies ou encore de contexte. Il existe bien entendu une notion de difficulté liée aux capacités du sujet mais aussi liée à la complexité de l'image ou de l'objet à segmenter.

L'informatique qui s'est considérablement développée au cours du dernier siècle a mis à disposition, des moyens de calcul et de traitement de l'information numérique qui facilite significativement le travail en particulier grâce à son temps record d'exécutions. De plus, cela nous a permis de mettre en pratique des calculs jusque-là impossible à réaliser. Le traitement de l'image en fait bien évidemment partie lorsque l'on veut réaliser des opérations complexes. Pour la segmentation d'une image d'une dimension 1024x536 (Figure 13), c'est donc 548 864 pixels à étudier. Pour un humain, si l'on prend un temps de calcul moyen de cinq secondes par pixels afin de déterminer s'il appartient à une classe ou une autre, on obtient 2744320 secondes, soit 45737 minutes, soit 763 heures et donc 31,8 jours. Un ordinateur commun effectuera ce calcul en moins d'une seconde. Evidemment, si l'opération sur le pixel se complexifie pour l'humain, les écarts peuvent vite devenir considérables. Paradoxalement, cette image présente uniquement deux objets facilement identifiables à l'œil nu de par le contraste dans l'image mais aussi grâce au contexte ; nous avons affaire à une planète donc on s'attend à une forme ronde et bien évidemment à l'espace (sombre) qui l'entoure. Il s'agit en plus d'une planète relativement familière donc facilement discernable.

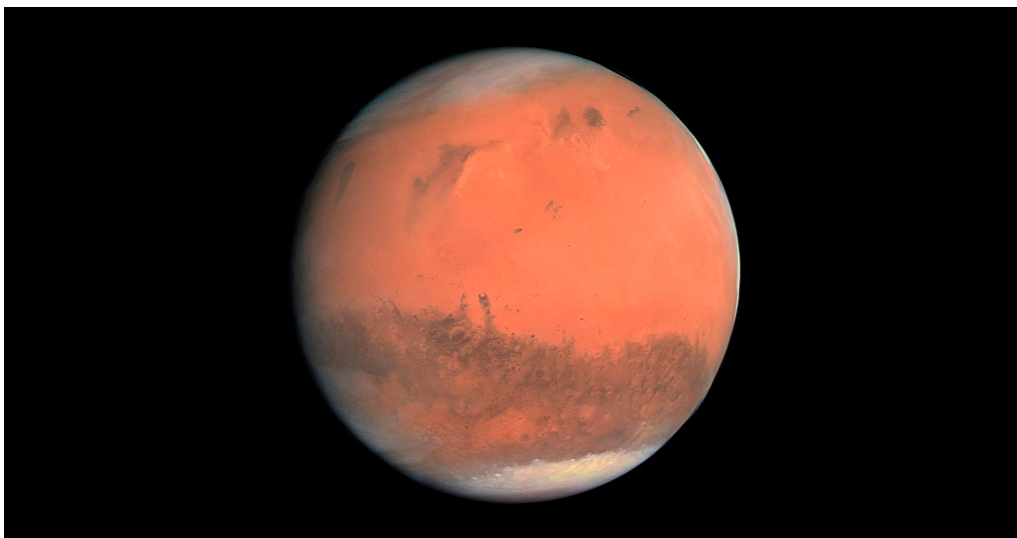


Figure 13 - Image de Mars (1024x536 pixels) qui peut s'avérer complexe à segmenter de par sa taille mais paradoxalement facile de par son côté binaire (Mars et le fond cosmique)

La segmentation d'image a donc vite trouvé des applications dans de nombreux domaines du fait de son intérêt. On peut penser automatiquement à la détection d'objets comme la détection faciale, détection de piétons pour les voitures autonomes, localisation d'objets (routes, forêts, plan d'eau, ...) par satellites. On peut aussi citer les aspects désormais plus communs de reconnaissance faciale directement issu de la segmentation, de l'iris ou des empreintes digitales dans le cadre de la surveillance et la sécurité.

Il y a bien évidemment aussi la médecine où la prise d'image se fait par différentes technologies comme la tomodensitométrie, l'IRM ou l'échographie. La segmentation permet globalement de simplifier et de transformer la représentation d'une image en sorte qu'elle soit plus claire et facile à analyser pour le personnel médical et donc, permettre l'identification des tumeurs, mesurer des volumes de tissus, d'effectuer des diagnostics ou planifier des opérations chirurgicales.

De par son rapport cout-bénéfice en termes d'accessibilité, portabilité, sécurité (non-invasif), l'imagerie médicale par ultrason dépasse de loin les technologies alternatives telles que la tomodensimétrie à rayons X ou l'IRM de par ses avantages. Son utilisation s'est étendue au-delà de la simple visualisation jusqu'à l'utilisation clinique pour la planification chirurgicale et radiothérapeutique. L'extension de son utilisation amène les médecins à analyser une quantité de plus en plus importante d'images. C'est la raison pour laquelle la segmentation d'organes dans les images échographiques a fait l'objet de nombreuses études et efforts de recherche au cours de ces dernières décennies. Elle pourrait permettre de rendre l'échographie de plus en plus accessible à des coûts moindres et ainsi traiter de plus en plus de patients quelle que soit leur localisation (déserts médicaux, zones isolées et l'espace). Bien sûr, le faible rapport signal/bruit provoque des détections erronées des limites des cavités, ce qui est l'une des principales difficultés qui survient lors du traitement des images échographiques. L'efficacité des différentes méthodes, dépendamment du type de pratique clinique, reste un large sujet de discussions.

Hormis l'échographie par sonde matricielle, l'échographie reste très généralement la représentation d'un plan 2D dans un volume 3D. Lorsque l'on observe un organe, on obtient de ce fait une coupe de ce dernier et non pas l'organe dans sa globalité. C'est tout le principe de l'échographie 3D, qui elle va permettre d'explorer les coupes successives adjacentes et ainsi permettre une reconstitution complète de l'organe. De même, il existe aussi de nos jours de l'échographie 4D qui permet d'induire aussi le temps, dite examen volume en temps réel. Ce dernier type d'échographie ajoute la possibilité d'observer l'organe aussi au cours d'un laps de temps ce qui peut s'avérer utile pour le fœtus ou encore les organes pulsatiles comme le cœur. De toute évidence, le passage de l'échographie au 2D au 3D ou 4D induit un prolongement analytique de la segmentation sur les plans adjacents de l'espace et du temps qui peut complexifier son exécution (temps, calcul, ...).



Figure 14 - Echographie 4D d'un bébé, les mouvements sont ainsi visibles en continu. Les images issues de l'échographie sont généralement saccadées mais affinées et colorées après un post-traitement informatique

Les méthodes de segmentation, qu'elles soient 2D, 3D ou 4D sont nombreuses. Elles ont toutefois été catégorisées en 3 grandes catégories selon leur approche. On a :

- L'approche par seuil qui classe chaque pixel selon un critère donné.
- L'approche contour qui vise à isoler le ou les contours sous la forme d'un ensemble de pixels.
- L'approche région qui identifie les pixels homogènes dans une image selon un critère (couleur, texture, ...) afin de les regrouper.
- L'approche Deep Learning, de plus en plus en vogue, qui comme son nom l'indique, va aborder le problème par un apprentissage profond en recourant à un réseau de neurones.

Après une section sur les diverses approches générales, nous aborderons ces mêmes méthodes appliquées à l'échographie selon les 3 approches citées : approche région, approche contour et approche Deep learning. Nous allons parcourir la littérature des méthodes existantes, évoquerons les atouts, avantages mais aussi les défauts et inconvénients de manière à mettre en lumière l'intérêt des travaux que nous avons menés dans le but de proposer notre propre méthode.

1. LES METHODES GENERALES DE LA SEGMENTATION D'IMAGES

-
- 1) Segmentation par seuil
 - 2) Segmentation d'image basée régions
 - 3) Segmentation d'images basée contours
-

1) Segmentation par seuillage

Sous réserve d'une image qui se prête bien à l'exercice, c'est-à-dire pour lequel l'objet à segmenter se distingue particulièrement par des couleurs ou une intensité, la méthode la plus simple et la plus facile à implémenter pour la segmentation d'images reste le seuillage. Nous considérons une image I , 2-D rectangulaire décomposée en une matrice \mathcal{L} et $I(p)$ la valeur du niveau de gris du pixel $p \in \mathcal{L}$, avec $p = (p_x, p_y)$ ainsi qu'un seuil s . On analyse si le niveau de gris de chaque pixel se situe en dessous ou strictement au-dessus de s .

$$I(p) \leq s \quad (1)$$

Si $I(p)$ se situe sous le seuil, alors on décide qu'il appartient à une classe, ça sera le cas des pixels qui vérifient l'inégalité (1). Les pixels qui au contraire restent strictement au-dessus du seuil, appartiennent à une seconde classe.

$$I(p) > s \quad (2)$$

Il est aussi possible de créer n classes d'intensités plutôt que deux, avec des classes de pixels se situant entre deux seuils. La difficulté de cette approche est de définir la ou les valeurs de seuils afin de segmenter l'image pour mettre en évidence l'objet recherché. Il existe aujourd'hui des techniques et solutions pour déterminer la valeur de seuil adaptée comme la moyenne du NVG des pixels sur l'image ou encore la médiane, le seuil peut être ainsi global à l'image, mais il peut aussi être dépendant d'un voisinage du pixel traité.

Les méthodes de seuillage adaptatif ont été développées, la plus connue est la méthode d'Otsu (Otsu & Nobuyuki, 1979) qui s'applique à déterminer un seuil à partir de l'analyse de l'histogramme de l'image (Figure 15). L'idée est de déterminer le seuil qui minimise la variance intra-classe. Cette variance intra-classe est donnée par la somme pondérée des variances des deux classes :

$$\sigma_{\omega}^2 = \omega_1(s)\sigma_1^2(s) + \omega_2(s)\sigma_2^2(s) \quad (3)$$

Avec σ_{ω}^2 la variance intra-classe, $\omega_1(s)$ et $\omega_2(s)$ les probabilités qu'un pixel de l'image appartienne à l'une des deux classes séparées par un seuil s , classes dont σ_1^2 et σ_2^2 sont les variances respectivement.

Cette méthode rapide à mettre en place et en temps de calcul s'avère efficace lorsque l'image à binariser admet un contraste significatif sur des formes à segmenter. C'est loin d'être efficace pour une image échographique dont les différences de contrastes sont variables.

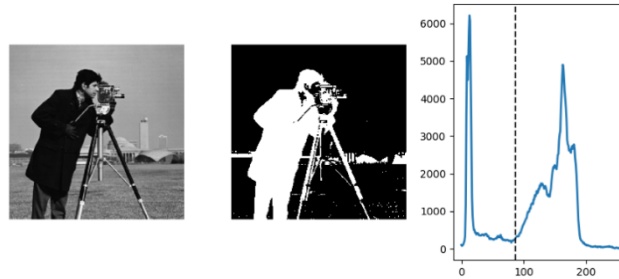


Figure 15 – Application de la méthode d'Otsu à l'image en entrée à gauche, le résultat efficace est donné au milieu grâce à l'histogramme très bimodal à droite

2) Segmentation d'image basée régions

Il est ici question non pas d'étudier le NVG sur un pixel pour en déduire son appartenance à une classe mais d'étudier un ensemble de pixels, qu'on appellera région. Cette méthode a pour objectif de rassembler entre eux des pixels suivant des critères prédéfinis, des pixels ayant des attributs communs. Les pixels forment alors des régions. L'une des deux principales approches consiste à partitionner l'image en différentes régions qui sont ensuite subdivisées (split) ou regroupées (merge) d'où le nom que l'on donne à ce type de méthodes *Split and merge*. Sur l'ensemble de l'image, les algorithmes de ce type de méthodes vont s'employer à identifier des régions adjacentes candidates à une fusion sur la base de critères caractéristiques (dimension, intensité, colorimétrie, texture, ...) à laquelle on attribue une valeur. Les régions qui présentent le plus d'intérêt à fusionner le sont, et le même processus est réitéré jusqu'à ce qu'une condition prédéfinie soit remplie (comme par exemple un critère sur le nombre de régions, ou de luminosité, ...) ou jusqu'à ce que les régions ne présentent plus d'intérêt à être fusionnées.

Une autre approche consiste, elle, à incorporer des pixels dans une région de manière à la faire croître jusqu'à ce que toute l'image soit couverte en une seule et même région. Le démarrage se fait sur des petites régions qui incorporent en grandissant les pixels voisins présentant des similitudes selon un critère donné (le NVG par exemple). Ce sont les méthodes dites par croissance de région. Parmi les algorithmes de ce type, on peut citer comme exemple l'algorithme de Brice et Fennema (Brice & Fennema, 1970) dont le critère de ressemblance entre deux régions se base sur un faible saut de niveau de gris le long de leur bord commun.

Autre exemple de méthode par croissance de région, la segmentation par ligne de partage des eaux a pour principe de considérer l'image comme une représentation en relief topologique du niveau de gris de chaque pixel (Figure 16). Une fois ce relief établi, on va « inonder d'eau » à partir de sources et étudier petit à petit le relief immergé le long d'une ligne de partage des eaux.

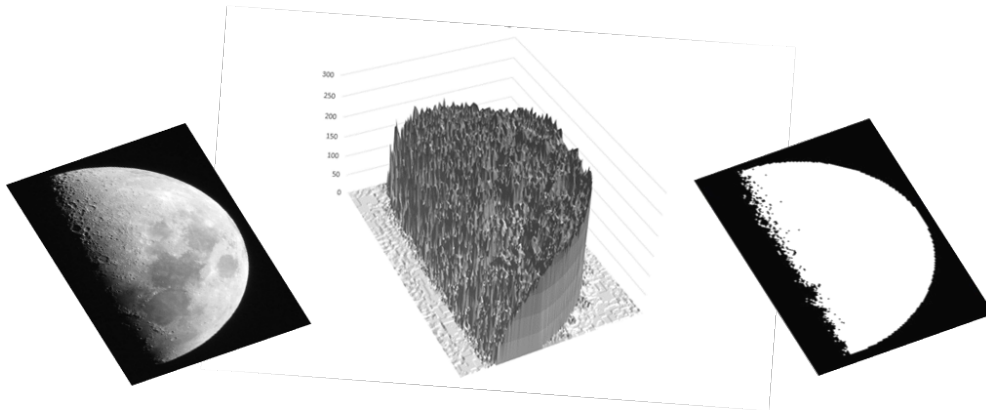


Figure 16 - L'image de la Lune en entrée à droite admet la représentation 3D du NVG au milieu, elle est ensuite segmentée à droite par la méthode de partage des eaux

Ainsi, des bassins sont formés et, lorsque l'eau monte, ils se rejoignent. L'endroit où se regroupent les bassins est une frontière potentielle. La Figure 17 permet de visualiser la méthode sur un signal en une dimension. Il y a à l'origine 3 bassins qui, au fur et à mesure que l'eau monte, finissent par se rejoindre en un seul et même bassin. Les frontières qui vont segmenter l'image sont identifiées à l'endroit où les bassins se sont rejoints.

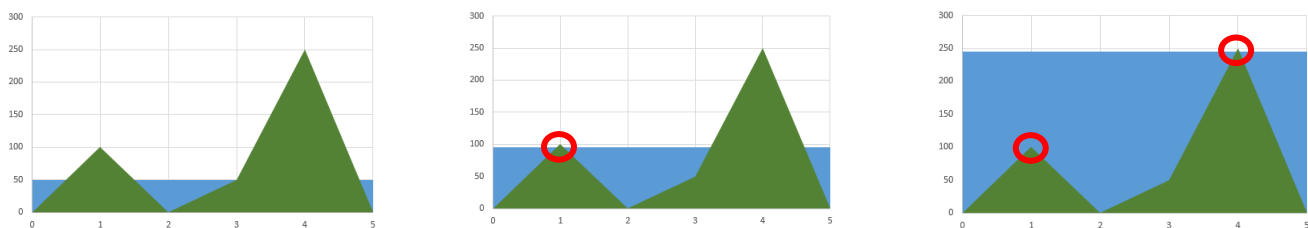


Figure 17 - Les bassins, avec la montée des eaux, se rejoignent, ce qui permet d'identifier les endroits qui délimiteront la segmentation

Cette méthode efficace admet des limites lorsqu'il y a beaucoup de minima locaux, ce qui a tendance à sur-segmenter l'image, un lissage de l'image au préalable peut cependant pallier ce problème.

Toujours dans les méthodes basées régions, il existe aussi la segmentation superpixels permettant de segmenter une image en plusieurs régions appelées « Superpixels ». Des méthodes ont été développées afin de diminuer le temps de calcul et augmenter la précision d'applications de traitement d'images, comme la détection d'objet dans une image. Des pixels aux attributs similaires sont ainsi regroupés tout en essayant de respecter les contours dans l'image. L'analogie la plus courante est le puzzle de photos dont les différentes pièces correspondent aux Superpixels (Figure 18). Les différentes pièces vont adapter leur forme à ce que l'image propose, les différentes méthodes permettent de spécifier la stratégie à employer. La méthode SLIC (Simple Linear Iterative Clustering) (Achanta, et al., 2010) est la méthode la plus célèbre pour la décomposition en superpixels. La rapidité, précision et qualité de la méthode en a favorisé ses nombreuses déclinaisons d'algorithmes. Le principe général passe par un regroupement en superpixels, ensuite chaque superpixel est décrit par sa couleur moyenne et la localisation de son barycentre. L'étape suivante consiste à ré-attribuer chaque pixel au superpixel dont il est le plus proche en termes de couleur et de localisation et cette étape est réitérée jusqu'à ce qu'une certaine stabilité des superpixels soit atteinte. Cette méthode demande des ressources en calcul non négligeables, est très sensible aux changements d'intensités et montre une difficulté à s'attacher à des arrêtes faibles.

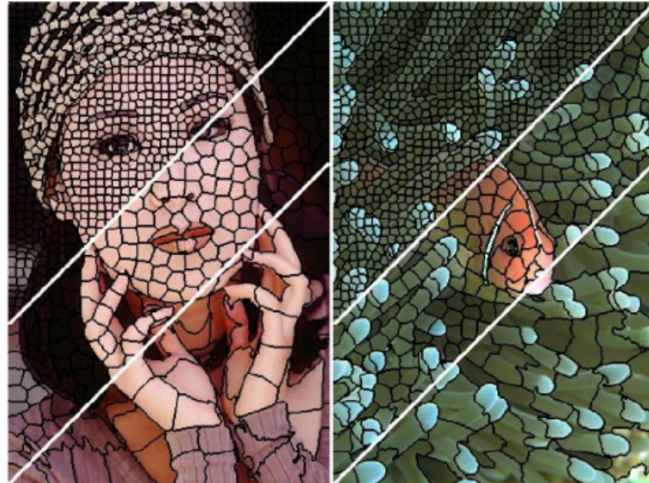


Figure 18 - Segmentation de deux images par méthode de Superpixel SLIC selon différentes tailles de superpixels (64, 256 puis 1024)

3) Segmentation d'images basée contours

Comme l'indique son nom, l'approche de ces méthodes repose sur le fait que des frontières détectables existent dans image, selon les propriétés locales des bords des objets qui la composent. On peut citer en premier lieu les méthodes qui analysent les points de l'image où le gradient est fort. Le gradient d'une image en un point de coordonnées x et y est un vecteur $\nabla I(x, y)$, dont les composantes traduisent les variations des niveaux de gris dans les directions x et y . Il est caractérisé par :

$$\nabla I(x, y) = \left(\frac{\partial I}{\partial x}(x, y), \frac{\partial I}{\partial y}(x, y) \right) \quad (4)$$

Des contours sont ainsi démarqués (Figure 19 (a)) ou se produisent des changements rapide d'intensité lumineuse ou de couleurs. On obtient cependant des régions plutôt que des courbes refermées avec une grande sensibilité au bruit si un filtre (par exemple filtre gaussien) n'est pas utilisé. Un exemple d'algorithme est celui de (Marr & Hildreth, 1980) qui fonctionne en convoluant l'image avec le laplacien de la fonction gaussienne, ou, comme une approximation rapide de différence de gaussiennes. Pour obtenir les bords, des zéros sont détectés dans le résultat filtré. Une méthode dérivative incontournable est le modèle est le modèle (Kass, Witkin, & Terzopoulos, 1988) dit aussi « snake » qui, avec une courbe initialisée de manière grossière, va se déformer telle que la courbe soit plus lisse et se place sur les contours de la forme en minimisant son énergie. D'autres méthodes ou algorithmes s'avèrent efficaces pour la détection de contour comme (Deriche, 1987) ou le filtre de Sobel.

Une méthode dérivative intéressante est le filtre Canny (Canny, 1986) qui met en évidence les pixels d'une image appartenant à un contour. Après une réduction du bruit, on calcule ensuite l'amplitude et la direction du gradient en tout point de l'image et les bords sont ainsi repérés par les points de forte amplitude. Le filtre de canny est intéressant mais ne permet pas de cibler un organe dans une échographie de manière adéquate.

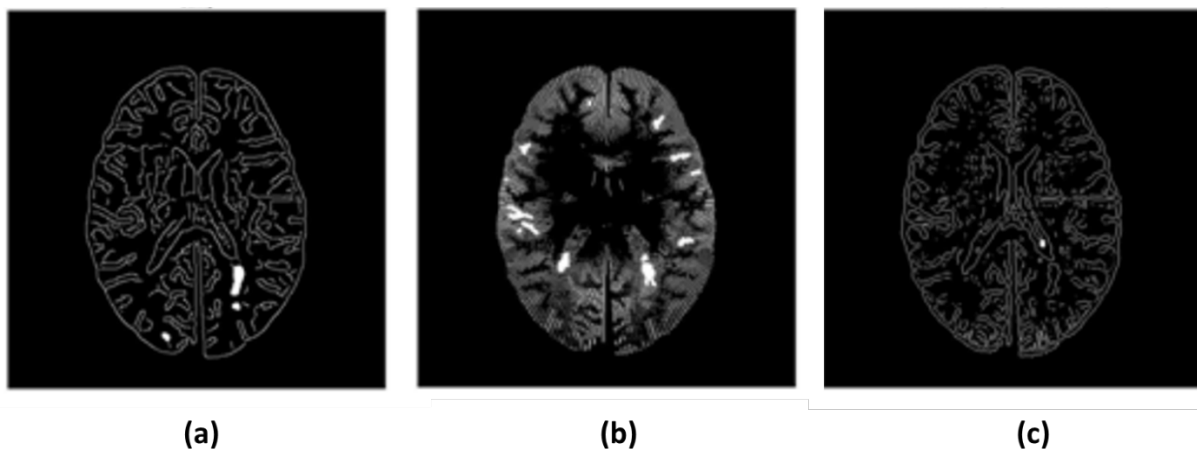


Figure 19 - Détection de contour selon plusieurs méthodes pour un cerveau dans (Gheshlaghi, Suratgar, Faraji, & Madani, 2018). A gauche, la méthode Canny, au milieu la méthode Sobel et à droite, la méthode (Marr & Hildreth, 1980)

2. LES METHODES PLUS COMPLEXES APPLIQUEES A L'ECHOGRAPHIE

Après avoir recensé les méthodes de manière globale, nous allons détailler ici les travaux plus spécifiques appliqués à l'échographie. Nous évaluerons les méthodes selon différents critères ou indices comme l'indice de Sørensen-Dice (indice de similarité entre deux échantillons) et définir leurs limites.

1) Approches contour

Approche par contours actifs

Approche par graph cut

2) Approches région

Méthodes par croissance de région

Méthodes par seuillage

Méthodes de segmentation par ligne de partage des eaux

3) Approche par Deep learning

1) Approches contour

Approche par contours actifs

Il s'agit d'une méthode très largement utilisée que cela soit dans le domaine médical (Debreuve, 2000) ou même de la surveillance automatique (Smith, 1998) du fait de sa capacité à suivre le spatio-temporel. Appelé couramment « *snake* » (serpent), il s'agit en réalité d'une courbe (fermée ou non) en deux dimensions, formée par une suite de points mobiles. Cette dernière va évoluer de manière itérative d'une position initiale qui lui a été affectée, vers le bord d'un objet. A chaque itération, les points formant la courbe se déplacent dynamiquement selon une équation basée sur la notion d'énergie que l'on peut décomposer par exemple en énergie interne et énergie externe, en minimisant l'énergie totale de la courbe (Figure 20). L'énergie interne étudie les caractéristiques morphologiques de la courbe tandis que l'énergie externe constitue l'attache aux données, elle se base sur l'image en elle-même (bords, bruit, ...).

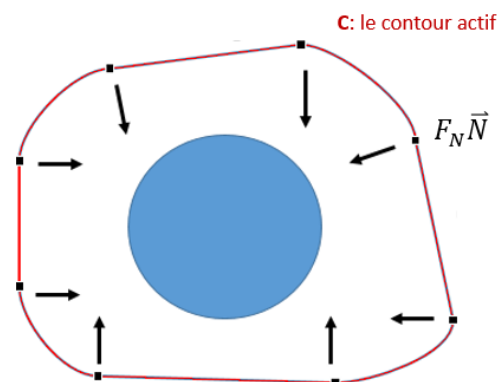


Figure 20 - Principe des contours actifs : le contour actif C évolue vers l'objet sous l'action d'une force dirigée suivant la normale N aux contours

De nombreuses méthodes ont été mises au point (Gastaud, 2005). Le premier modèle proposé par Kass (Kass, Witkin, & Terzopoulos, 1988) élabore un contour obtenu de la minimisation d'une énergie interne modélisant l'objet d'intérêt. Ce modèle présente certaines contraintes comme par exemple la nécessité d'un contour initial proche de l'objet afin de converger. Les zones concaves sont parfois difficiles à suivre. Par la suite, d'autres méthodes ont été élaborées reprenant toutefois la même logique mais en proposant des solutions à l'automatisation de l'initialisation. En l'occurrence, dans (Tauber, Batatia, & Ayache, 2005), une méthode d'initialisation automatique pour contour actif paramétrique appliquée aux images échographiques est proposée, fondée sur les champs de vecteur gradients et les résultats de la méthode sont de bonne qualité sur un échantillon vidéo de 4 cavités du cœur d'un fœtus de 12 semaines.

Dans (Nillesen, et al., 2007), on trouve une segmentation du cœur en échographie pédiatrique sur des séquences d'images transthoraciques (données de volume 2D et 3D). Trois méthodes de prétraitements basées sur le filtrage adaptatif ont été utilisées pour réduire le bruit et optimiser la distinction entre le sang et le myocarde. Les images filtrées ont seuillées pour segmenter les parois endocardes (Figure 21). La segmentation finale est faite avec un algorithme de contour déformable. La segmentation des images 2D a été faite en corrélation avec les images voisines (en 3D et aussi temporelles en 4D).

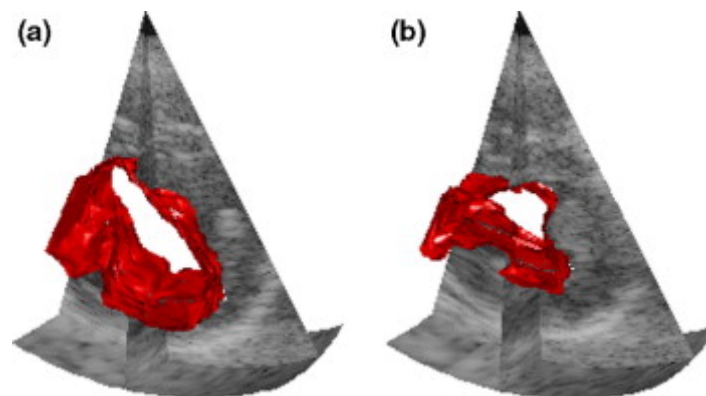


Figure 21 - Surface endocardie après une segmentation spatio-temporelle avec (a) en fin de diastole et (b) en systole

Une méthode semi-automatique de segmentation de la prostate, dans (Saroul, Bernard, Vray, & Friboulet, 2008), sans les étapes de prétraitement et partant d'une super-ellipse déformable est proposée. Basée sur l'hypothèse d'une distribution de Rayleigh des intensités de l'image, la méthode proposée de minimiser une énergie de régions. Il y est conclu qu'une étude clinique plus approfondie serait nécessaire malgré des résultats encourageants. Ensuite, une extension en 3 dimensions utilisant des super-ellipsoïdes pourrait être l'étape suivante selon les auteurs. La distribution de Rayleigh a aussi été utilisée dans (Hui, Jiang, Li, Sha, & Wang, 2018) à la place de la distribution Gaussienne bien que cette fois, l'approche soit basée régions où

sont combinées les propriétés statistiques intérieures et extérieures du contour. Les essais ont été menés sur des images d'utérus avec un Dice Score Coefficient (DSC) de 0.95 ± 0.02 .

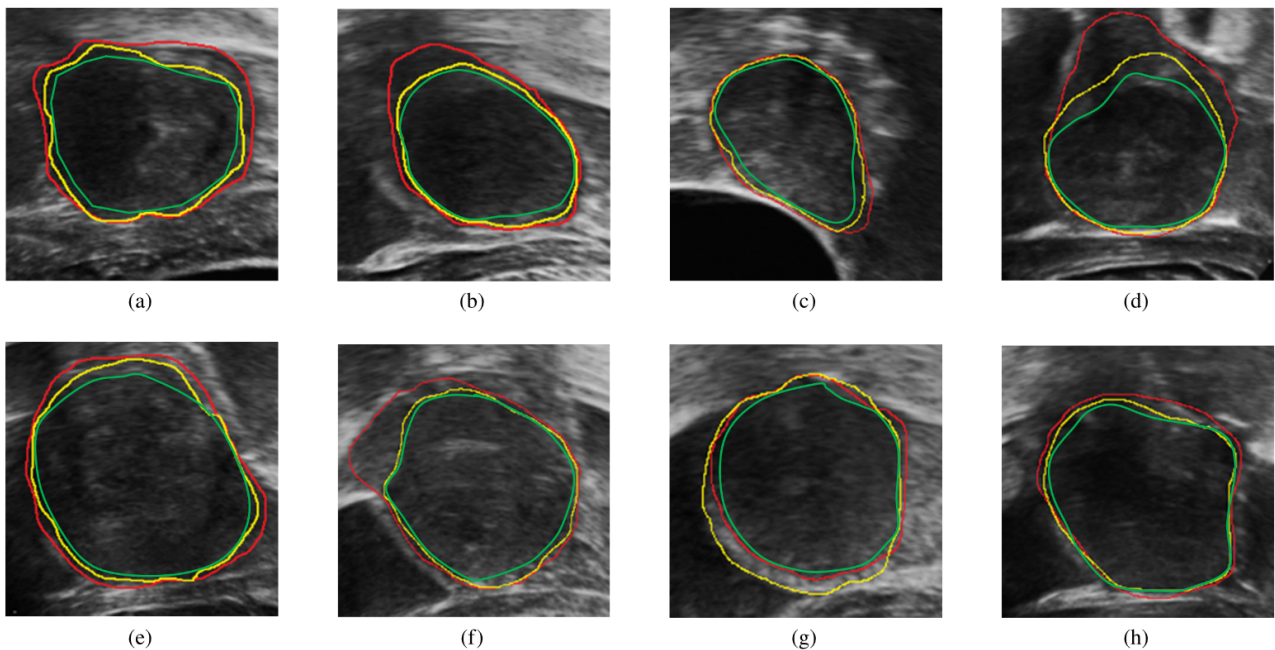


Figure 22 – Résultat de segmentation pour des images d'Uterus. Les lignes rouges montrent la méthode LRDF (extrait de Local Rayleigh Distribution Fitting), les lignes jaunes une méthode Local Binary Fitting plutôt utilisée en IRM (Li, Kao, Gore, & Ding, 2007) et en vert, une méthode conventionnelle de level-set. Extrait de (Li, Kao, Gore, & Ding, 2007).

Une autre méthode semi-automatique de contours actifs basée région est proposée dans (Landgren, Overgaard, & Heyden, 2013) pour la segmentation du ventricule gauche du cœur grâce à deux points d'ancrage étant la gauche et la droite de la valve cardiaque qui sont suivis à travers différents cycles cardiaques, ceci afin d'éviter les concavités indésirables (Figure 22). Toujours dans le contexte région, (Rabhi, Adel, & Bourennane, 2006) s'intéresse à la segmentation de thrombus (Masse de sang coagulé, de consistance gélatineuse ou ferme, qui se forme dans une cavité vasculaire ou cardiaque et qui peut entraîner une embolie) dans une image échographique veineuse in vivo grâce à un modèle de régions actives géodésiques. L'algorithme, qui comprend un lissage gaussien dans la chaîne de prétraitements afin d'améliorer la qualité des images, est testé sur des images ultrasonores réelles, images échotomographiques veineuses in vivo présentant un thrombus dans le but de l'isoler. La méthode s'avère bien adaptée à la détection et localisation mais aussi à la segmentation. Sur la totalité des images segmentées (50), 64% ont été jugées comme bonne en segmentation, 36% sont jugées correctes. Il s'avère cependant que le jeu de données n'est pas assez important pour juger de la robustesse de la méthode. Un nouvel algorithme de contour actif polaire basé sur le troisième moment d'image est comparé à plusieurs méthodes robustes (contour actifs géodésiques, Chan Vese, ...) et segmentation manuelle dans (Karami, Sheheta, & Smith, 2017), cependant les résultats n'ont pas été assez clairement présentés pour se créer un avis critique sur le sujet.

Le contour actif est un bon moyen de segmentation mais peut être gourmand en ressources au cours d'itérations. Les méthodes demandent généralement de l'interaction avec l'utilisateur et ne sont donc pas automatisées.

Approche par graph cut

Cette approche applique la théorie des graphes au traitement de l'image pour parvenir à une segmentation rapide. Un graphe $G=\langle V,E \rangle$ est créé où V est l'ensemble des nœuds et E l'ensemble des arêtes du graphe. Cette image est représentée par ce graphe où chaque pixel est un nœud. L'objectif de la méthode est d'attribuer, à chaque pixel, une classe ω , pouvant être O si le pixel appartient à l'objet, soit B s'il appartient au fond. On utilise ensuite 2 nœuds supplémentaires appelés nœuds terminaux, l'un la source S représentant l'objet O et l'autre le puits T représentant le fond B . Les couples de nœuds $(p,q) \in V^2$ sont dans le même voisinage N et connectés par une arête appelé n-link. Les nœuds $p \in V$ sont reliés aux nœuds terminaux S et T par deux segments respectifs appelés t-links. Ces liens n-links et t-links sont pondérés par des coûts. Ainsi, la coupe d'un lien t-link de p vers T permet d'attribuer l'étiquette O à ce pixel et définit ainsi une segmentation de l'image. La somme des poids des segments n-links et t-links concernés donne le coût d'une coupe C . Le coût d'une coupe C est donné par la somme des poids des segments n-links et t-links concernés. C'est la coupe de coût minimum qui donne la meilleure segmentation.

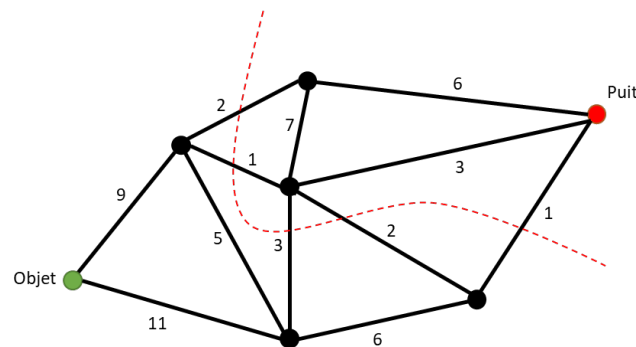


Figure 23 - Exemple d'une coupe de graphe

Une nouvelle méthode de segmentation automatique dite coupe graphique imbriquée (NGC) a été présentée dans (Kuo, et al., 2016) pour la segmentation d'image 2D ou 3D (Figure 23). Avec la particularité de pouvoir traiter des objets imbriqués sans sélection manuelle de graines initiales, elle segmente même les objets qui ont des distributions d'intensités similaires et dont certaines de leurs limites sont manquantes. Les objets segmentés sont des ventricules du cerveau (BV), la tête et la région de l'utérus dans des images de tête d'embryon de souris et les résultats sont prometteurs avec des DICE de $0,87 \pm 0,04$ et $0,89 \pm 0,06$ pour segmenter les BV et la tête, respectivement.

Une méthode de segmentation automatique axée sur les données ascendantes est également présentée dans (Essa, Xie, Sazonov, & Nithiarasu, Automatic ivus media-adventitia border extraction using double interface graph cut segmentation, 2011) afin d'extraire les frontières media-adventrice des artères dans des images à ultrason intraventriculaire. Cette méthode permet de passer outre les problèmes d'incohérence des données notamment lorsque les patients présentent des formes géométriques d'acquisitions variables d'un cas à l'autre. Le travail a été prolongé dans (Essa, Xie, Sazonov, Nithiarasu, & Smith, Shape Prior Model for Media-Adventitia Border Segmentation in IVUS using Graph Cut, Recognition Techniques and Applications in Medical Imaging, 2012) en utilisant des *shapes prior* lors de l'initialisation.

Dans (Arias Lorza, et al., 2013) c'est la lumière d'artère carotide qui est segmentée ainsi que la zone de bifurcation dans des images ultrasons, en 3 dimensions. Dans la méthode, la ligne centrale médiane entre des points manuellement sélectionnés à l'intérieur et à l'extérieur d'artères, est extraite de l'image selon l'approche présentée dans (Carvalho, et al., 2012) représenté en Figure 24 et permet d'estimer le point de bifurcation dans toutes les images avec très peu d'interaction utilisateur. Elle n'est toutefois pas complètement automatisée dans la mesure ou elle nécessite la sélection manuelle de points à l'intérieur et à l'extérieur de la carotide. Les résultats montrent un DSC (DICE segmentation coefficient) de 84% qui baisse cependant à 67% dans le cas de patients malades.

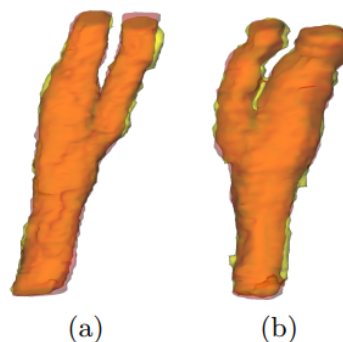


Figure 24 - Visualisation 3D d'une bifurcation de carotide pour un volontaire en bonne santé (a) et un patient (b). Extrait de (Carvalho, et al., 2012).

Les méthodes de graph cut sont généralement efficaces mais moins lorsqu'il s'agit de segmenter des organes à formes variables, on constate des irrégularités et du faible contraste par endroits sur le contour.

2) Approches région

Méthodes par croissance de région

Les algorithmes de croissance de régions, comme vu précédemment, sont communs et plusieurs approches ont déjà été proposées, adaptée au domaine étudié. Pour une région d'intérêt, chaque pixel doit vérifier les critères requis pour rejoindre la région d'intérêt. Nous allons voir en détail ici quelques exemples plus élaborés dédiés à l'échographie.

On trouve par exemple dans (Hojjatoleslami & Kittler, 1998), une méthode de croissance de région par agrégation de pixels qui permet de segmenter les frontières d'une région relativement claire ou sombre d'une échographie. C'est la variation du niveau de gris qui est à l'étude dans l'algorithme de croissance. En contraste avec les méthodes de seuillage où tous les pixels dépassant un certain seuil sont inclus dans la région, c'est le contraste et le gradient qui ont été utilisés pour produire le résultat de la segmentation finale à travers les niveaux de gris. L'élimination du bruit au préalable n'est pas nécessaire dans l'article et cette méthode avance des résultats plus intéressants et cohérents que les méthodes de seuillage.

Dans (Hao, Bruce, Pislaru, & Greenleaf, 2000), la méthode utilise plusieurs caractéristiques de texture, l'échelle de niveaux de gris et le gradient pour construire un espace vectoriel à grande dimension dans lequel les distances entre les différentes classes sont calculées. La croissance de région est contrôlée par 3 critères :

- Les informations globales pour déterminer la classe la plus appropriée sur chaque pixel libre
- La mesure de la similarité géographique entre un pixel libre et toutes les classes
- L'utilisation de la compétence d'égalité des chances pour rendre les résultats indépendants de l'ordre de traitement

La fiabilité et l'efficacité de cette méthode a été démontrée sur des images échographiques intracardiaques in vivo.

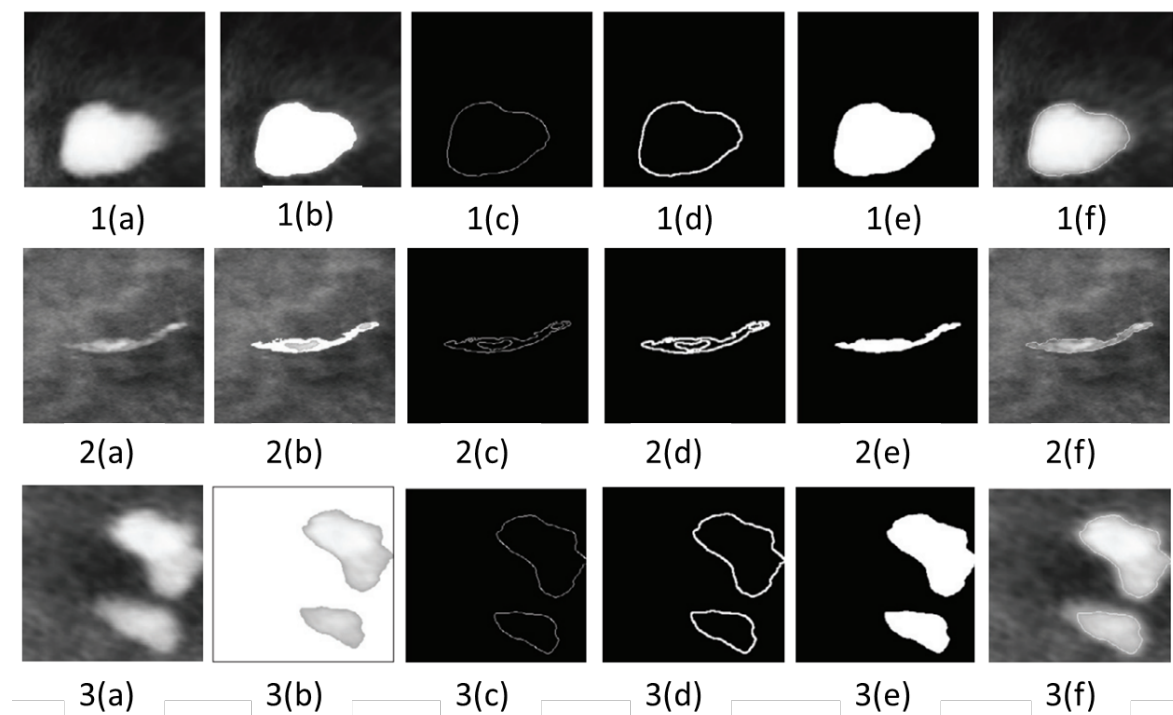


Figure 25 - La ROI d'origine en 1-3 (a) avec microcalcifications, la segmentation par Seed-Based Region Growing (SRBG) en 1-3 (b) de (Hao, Bruce, Pislaru, & Greenleaf, 2000), binary gradient mask en (c), dilated gradient mask en (d), smooth image using erosion en (e) et frontières réelles de la segmentation en (f). Extrait de (Hao, Bruce, Pislaru, & Greenleaf, 2000).

Des méthodes existent aussi pour détecter le cancer du sein, (Malek, et al., 2010) propose une combinaison de croissance de région basée sur les graines et la segmentation des contours. Le point de départ initial est identifié au premier processus de la croissance de région ce qui est généralement fait manuellement dans la plupart des autres méthodes, impliquant ainsi une intervention humaine pour l'initialisation. Cet article propose donc une méthode de solution d'initialisation automatique. La technique de segmentation des contours sert ici à améliorer les résultats de la segmentation. Testée sur 50 images de mammographies, les résultats démontrent que l'algorithme produit une bonne segmentation des microcalcifications (Figure 25) avec une précision DICE de 0,94.

La segmentation des fluides libres est l'objet d'une méthode proposée dans (Kima, Plataniotis, & Roa, 2014) avec un temps de calcul relativement bas quelle que soit la taille des graines initiales (Figure 26). Il y est

proposé une nouvelle technique de segmentation basée sur le level set de Chan-Vese (Chan & Vese, 2001) qui est une méthode populaire et efficace lorsqu'une image présente deux régions d'intensités presque uniformes. Ensuite, (Kima, Plataniotis, & Roa, 2014) poursuit la technique avec une croissance de région à variance minimale. L'efficacité des expériences menées montrent des résultats qui surpassent CVLS (Chan-ve-se-level-set) et MVRG (Minimum variance region growing) de (Revol & Jourlin, 1997) en termes de précision et temps de calcul. Une méthode de croissance par région semi-automatique est proposée dans (Mancas, Gosselin, & Macq, 2006) pour la segmentation de moelle épinière, les glandes parotides ou les tumeurs. Cette méthode efficace démarre d'une graine dans la région d'intérêt (ROI) où l'échelle des gris et les distances spatiales de la graine par rapport à tous les autres pixels sont calculés. De cette distance et intensité sont déduits une probabilité qu'un pixel appartienne à la même région que la graine. Il est possible d'utiliser cette méthode pour segmenter d'autres organes avec, toutefois, une précision relative.

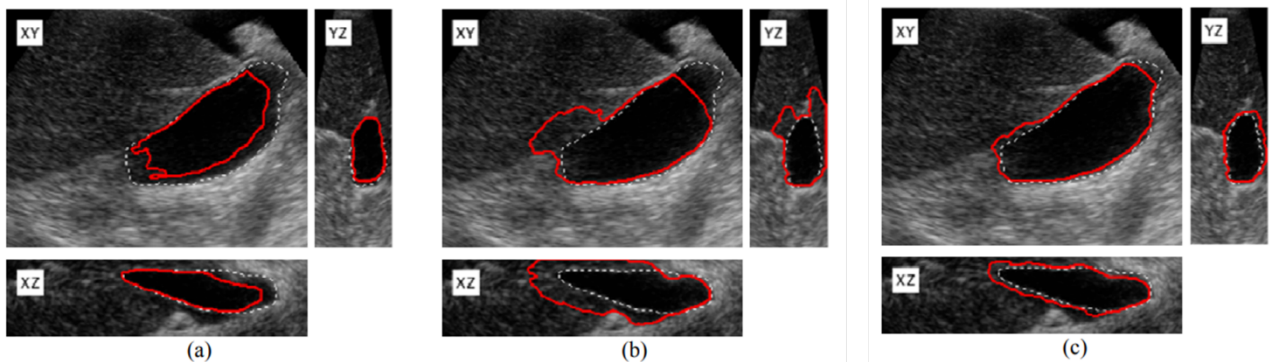


Figure 26 - Résultats de (Kima, Plataniotis, & Roa, 2014) en (a) comparé à Minimum variance region growing (MVRG) en (b) et Chan-ve-se level-set (CVLS) en (c) représentés par le trait rouge. Le trait discontinu en blanc représente la vérité terrain générée manuellement. Extrait de (Kima, Plataniotis, & Roa, 2014).

(Abdel-Dayem & El-Sakka, 2005) aborde un moyen d'extraire le contour de l'artère carotide sur des images échographiques. L'utilisateur définit un point de départ dans l'artère et l'algorithme de croissance de région floue crée une carte de connectivité floue pour l'image. On utilise ensuite un seuillage sur la carte de connectivité floue pour segmenter la zone à l'intérieur de l'artère. L'efficacité des résultats expérimentaux a été démontrée sur la segmentation d'images échographiques de carotide, cette méthode a aussi la particularité d'être insensible à l'emplacement du point de germination, du moment qu'il est situé à l'intérieur de l'artère.

Méthodes par seuillage

La combinaison de l'algorithme de Wellner avec l'optimisation de l'essaim de particules (PSO) est proposée pour segmenter les kystes hépatiques du foie dans (Zhu, et al., 2017). Un paramètre optimal est d'abord proposé, déterminé en pourcentage ou quantité fixe d'objet sombre sur fond blanc sur une image en niveaux de gris obtenue par la méthode PSO. Ensuite, l'image est binarisée selon le paramètre optimisé puis on localise et identifie un ou plusieurs kystes hépatiques grâce à une méthode semi-automatique (Figure 27). La méthode est comparée à d'autres méthodes de segmentation pour obtenir une estimation de la qualité des résultats. Le taux d'identification des kystes hépatiques uniques est de 97,7% et celui des kystes hépatiques multiples de 87,5% sur un total de 92 images échographiques de kystes du foie. La Figure 27 nous donne un aperçu des résultats qui démontrent que la technique proposée est efficace pour segmenter le contour du kyste hépatique et identifier les kystes hépatiques uniques ou multiples.

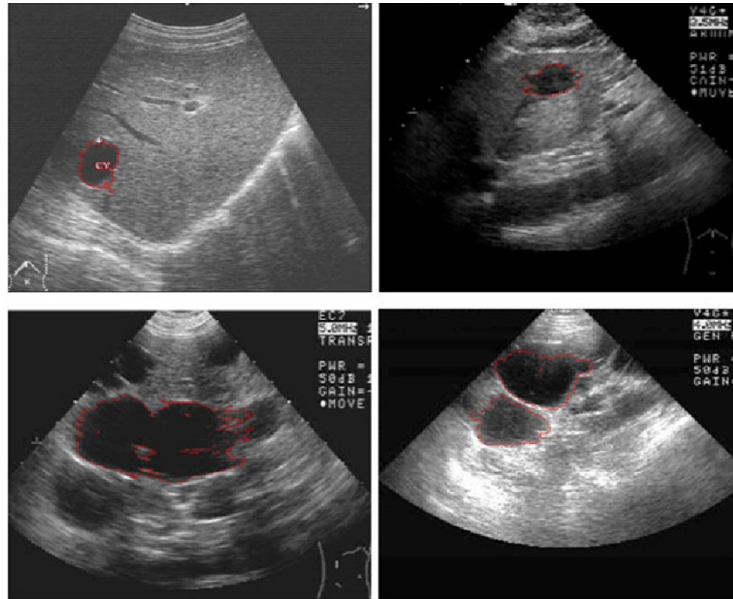


Figure 27 – Résultats d'une détection sur des kystes hépatiques uniques ou multiples sur des images échographiques, en rouge.
Extrait de (Zhu, et al., 2017).

(Supriyanto, Wider, & Myint, 2011) propose des résultats très satisfaisants en combinant la segmentation d'images et les technologies d'amélioration d'images pour la détection précise de l'appendicite. Un seuillage d'histogramme est utilisé pour segmenter l'image puis une méthode de détection des bords est appliquée pour améliorer la qualité de la segmentation. D'après les résultats, le contour de l'appendice est clairement visible.

Méthodes de segmentation par ligne de partage des eaux

Il s'agit d'une approche de segmentation d'objets, comme nous l'avons vu, qui est fortement utilisée notamment pour la partition morphologique. Appliquée à l'échographie en 3D, dans (Lascu & Lascu, 2008) les auteurs proposent une approche de la segmentation de l'anomalie du myocarde normal à l'aide d'échographie intracardiaque à haute fréquence sur la base de 3 critères dirigeant le contrôle de la croissance de région :

- Chaque voxel est fusionné dans la région la plus proche de l'espace multifonctionnel
- Une similitude structurelle est introduite pour pallier le problème du tissu myocarde segmenté en plusieurs régions
- Un critère d'égalité des chances est employé permettant de rendre les résultats indépendants de l'ordre de traitement

Cette technique est appliquée aux images échographiques intracardiaques in vivo en utilisant un contour de cardiologue comme méthode de référence pour la vérité terrain. (Tamilselvi & Thangarah, 2012) complète cette approche par l'ajout de la mesure de la sensibilité. Les calculs ont été segmentés à partir des images médicales ultrasonores de calculs rénaux à l'aide du système adaptatif d'inférence neuro floue ANFIS. Une nouvelle transformation accompagnée de nouveaux indicateurs régionaux ont été utilisés. La technique est divisée en 3 processus distincts ; prétraitement, détermination des indicateurs de région extérieure et intérieure, la segmentation modifiée des bassins versants avec des performances ANFIS. La méthode de segmentation montre son efficacité lorsque qu'elle est mise en œuvre et que les résultats sont analysés sur des segmentations de calculs rénaux. Par ailleurs, les performances de la technique proposée sont beaucoup plus remarquables que les performances des autres méthodes de segmentation.

Il est proposé dans (Mahmood, Zulkarnain, & Zulkifli, 2012) une segmentation du foie par ultrasons basée sur la méthode de segmentation des bassins versants et de bons résultats sont présentés (Figure 28). Dans un premier temps, une image échographique est transformée en une image binaire par un seuil. Ensuite, l'image est traitée à l'aide de la technique Watershed avec un software MATLAB de visualisation pour l'utilisateur. Le résultat semble utile au diagnostic médical.



Figure 28 - Segmentation finale du foie par la méthode Watershed de (Mahmood, Zulkarnain, & Zulkifli, 2012)

3) Approche par Deep learning

Le Deep Learning a pris au cours des années de plus en plus d'importance dans les travaux notamment de segmentation d'images. Les résultats assez révolutionnaires sur l'imagerie médicale forcent nécessairement à y consacrer ici une étude. L'un des composants essentiels qui a permis ces résultats est le réseau de neurones convolucional, appelé aussi CNN. Dans le cadre de la reconnaissance d'images, le premier CNN a été mis en place en 1998 sous le nom de LeNet dans (LeCun, et al., 1989). Le principe de l'architecture passe par plusieurs étapes, à commencer par une étape de convolution de l'image qui permet de mettre en valeur des caractéristiques bien choisies dans l'image source. L'étape suivante, dite de Pooling consiste à réduire les dimensions de l'image tout en conservant un maximum d'informations pertinentes. La convolution et le Pooling sont itérés autant de fois que nécessaire jusqu'à ce que toutes les caractéristiques de l'image permettent une classification réalisée par une étape « fully connected ». L'étape Fully Connected est l'application d'un réseau de neurones classique à toutes les caractéristiques calculées lors des étapes précédentes. Le réseau propose ensuite un vecteur de valeurs qui est traditionnellement interprété comme une probabilité de reconnaissance (Figure 29). L'intérêt d'un tel réseau est la capacité, grâce à son architecture, d'apprentissage de « bout-en-bout » (End-to-End learning), c'est à dire l'apprentissage automatique des caractéristiques de l'information nécessaires à la résolution d'une tâche de prédiction.

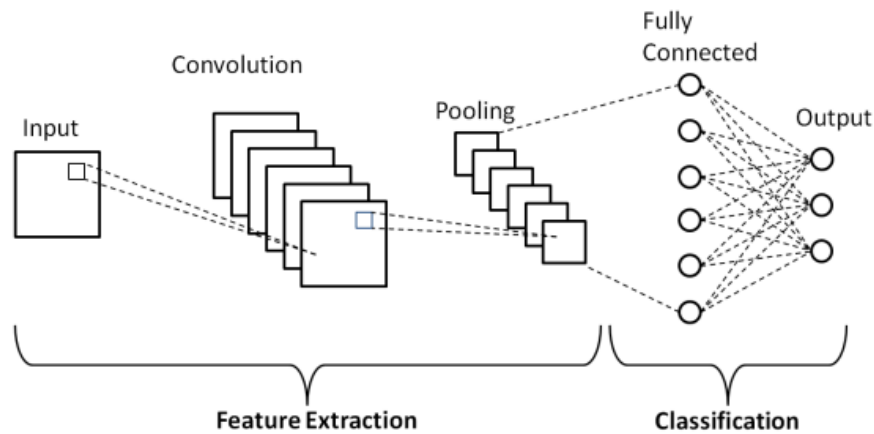


Figure 29 - Architecture d'un CNN pour un objectif de classification

Il existe aussi les RNN, les réseaux de neurones récurrents qui ont fait leur apparition d'abord dans (Rumelhart, Hinton, & Williams, 1986) et plus tard à travers les travaux de (Hopfield, 1982). L'idée est d'introduire le concept de mémorisation au traitement, par exemple pour une série d'images formant une vidéo ou l'objet peut morphologiquement changer au cours du temps. C'est de tout évidence intéressant dans le cadre d'une échographie où l'image de l'organe peut prendre différentes formes selon le positionnement de la sonde et donc du plan de coupe.

Une technique particulière est proposée dans (Yin, et al., 2020) où le réseau de neurones est employé pour un apprentissage profond entièrement automatique afin de reconnaître les contours rénaux pixelisés à partir d'un ensemble d'images échographiques qui ont été labélisées manuellement (Figure 30). L'idée originale est qu'au lieu de distinguer directement les pixels rénaux des pixels non-rénaux, le CNN détecte les limites des reins qui sont modélisés sous forme de cartes de distances aux limites. Ces cartes de distances aux limites sont ensuite utilisées pour apprendre les masques rénaux au pixel près en optimisant leur chevauchement avec des étiquettes de segmentation manuelle des reins. Une méthode d'enregistrement d'images basées sur la forme du rein est utilisée pour générer plus d'échantillons d'entraînement et ainsi augmenter l'ensemble des données d'entraînement. L'évaluation a été faite sur une base de 289 images échographiques cliniques et le Tableau 2 donne les résultats avec et sans augmentation des données d'entraînement. On constate que l'augmentation des données d'entraînement permet d'augmenter la qualité des résultats qui est déjà relativement bonne.

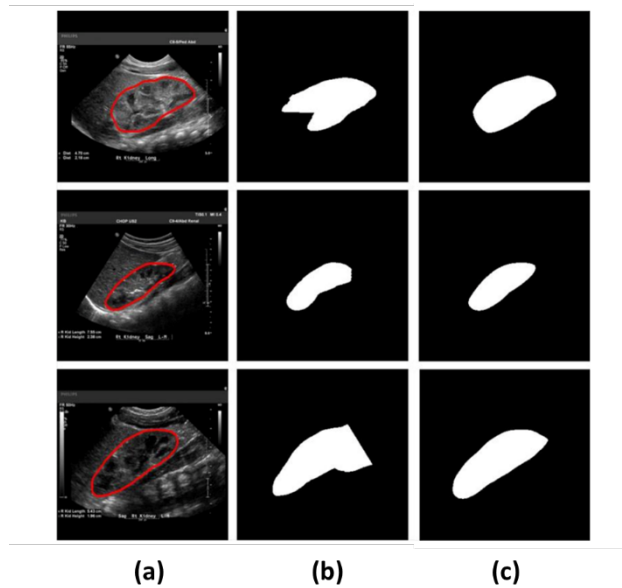


Figure 30 - Exemples de résultats de segmentation obtenus par 2 stratégies, en (a) l'image d'entrée avec l'étiquetage, en (b) le résultat d'apprentissage sans augmentation de la base d'apprentissage, (c) le résultat de l'apprentissage avec augmentation de la base de données. Extrait de (Yin, et al., 2020).

Strategie (Yin, et al., 2020)	Sans augmentation des données d'entraînement	Avec augmentation des données d'entraînement
Dice	0.8458 ± 0.1714	0.9421 ± 0.0343
Mean deviation (MD)	6.1173 ± 4.7427	3.0804 ± 2.7781

Tableau 2 - Résultats de la segmentation (Yin, et al., 2020)

Afin de réduire le problème de surajustement dû à un ensemble de données médicales limité, (Chen, Zheng, Jin, Heng, & Zhou, 2016) présente une méthode d'apprentissage profond régularisée multidomaines (Figure 31). C'est cette fois une architecture de réseau entièrement convolutif FCN qui est utilisée. Il s'agit d'une variante CNN où le réseau neuronal se fait via des couches entièrement connectées et détermine le lien entre la position des features dans l'image et une classe. L'approche (Chen, Zheng, Jin, Heng, & Zhou, 2016) compare ses résultats avec 3 architectures:

- FCN multi-étiquettes (ML-FCN) dont la structure reste globalement la même qu'un FCN classique, qui donne directement les masques de segmentation de plusieurs domaines d'une image d'entrée
- FCN à domaine unique (SD-FCN), formé en minimisant la perte d'entropie croisée par pixel sur les images échographiques d'un seul domaine
- FCN régularisé multi-domaines (MD-FCN)

La méthode est une version itérative du MD-FCN appelée iMD-FC dont l'objectif est de résoudre le problème d'insuffisance de données d'entraînement et d'obtenir des résultats plus précis avec des contours affinés grâce aux itérations. Cette méthode obtient les meilleurs résultats présenté dans le Tableau 3.

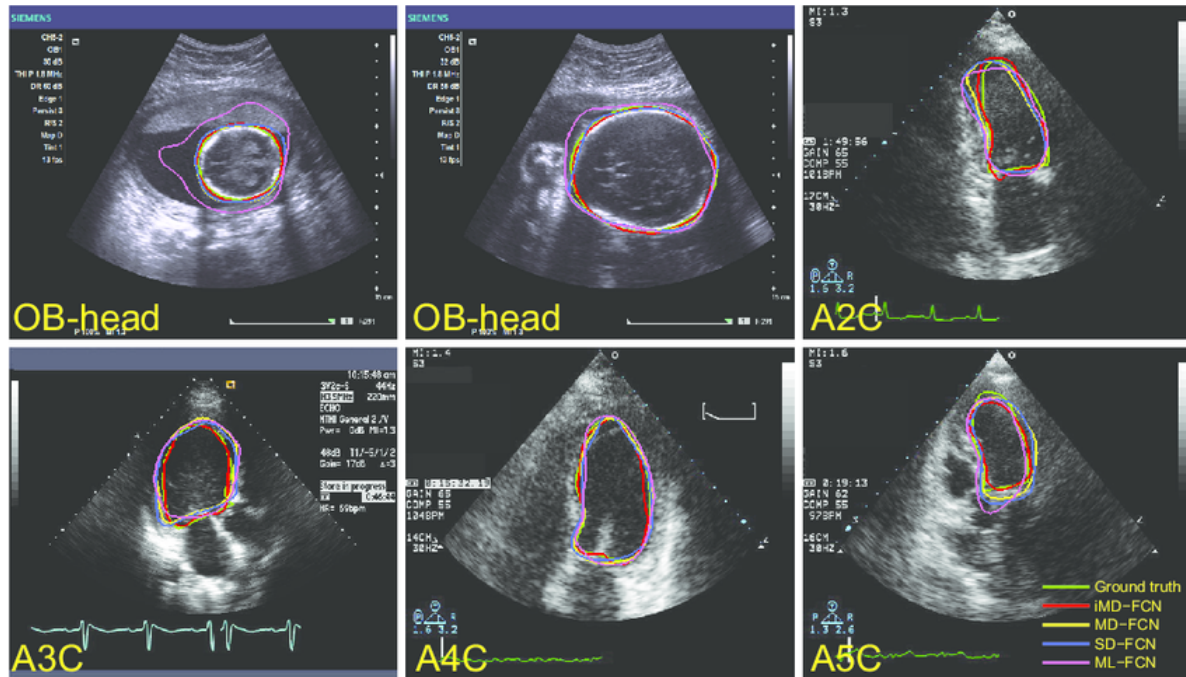


Figure 31 - Résultats de la segmentation sur deux images d'échographies obstétricale (OB) et chambre Apical (2, 3, 4 et 5), les différentes méthodes sont tracées sous différentes couleurs. Extrait de (Chen, Zheng, Jin, Heng, & Zhou, 2016)

Méthode	OB	A2C	A3C	A4C	A5C
ML-FCN	30.57	25.36	29.95	27.75	30.61
SD-FCN	14.93	23.76	24.69	25.15	30.47
MD-FCN	11.73	20.38	23.69	24.03	23.73
iMD-FCN	9.21	18.76	19.70	18.22	16.31

Tableau 3 - Résultats de précision pour (Chen, Zheng, Jin, Heng, & Zhou, 2016)

Les résultats surpassent ceux des autres méthodes servant de comparaison, voire mêmes les performances humaines.

Il existe aussi, dans les réseaux couramment utilisés pour la segmentation d'images, le U-net dont l'architecture plus élégante permet de fonctionner avec moins de données d'entraînement, d'obtenir une segmentation bien plus précise et d'approcher le temps réel de traitement. Cependant, son architecture simple et échantillonnage compliqué rend ce réseau peu efficace pour la segmentation dans les images échographiques de tailles diverses, d'ombres lourdes, de limites ambiguës ou bruitées. Un UNET va avoir un nombre d'étapes défini (dont les filtres de convolutions et les réductions de dimensions en sont les principales), on ne peut pas y mettre une entrée brute. On pourrait par exemple avoir une taille trop petite alors que l'architecture utilise trop de réduction de dimensions, ou tomber lors de la réduction de dimension sur une valeur des filtres de convolution qui ne serait pas entière. Pour ces raisons là les UNET sont paramétrés pour des résolution d'entrée bien précis, les images brutes sont travaillées pour atteindre un échantillon acceptable.

On trouve dans (Li, et al., 2020) un U-net multitâches raffiné de supervision des limites (MRBSU-net) qui permet de segmenter des tumeurs stromales gastro-intestinales (GIST) dans des images échographiques.

Ce nouveau réseau U-net raffiné multitâches (RU-net) est spécialement adapté aux ombres lourdes et tailles variées. L'entropie croisée de la frontière dans la fonction de perte du réseau RU multitâches augmente l'influence des tumeurs de petite taille et le raffinement évite que les informations de bruit dans les images échographiques soient propagées vers les couches à plus haute résolution. Pour résoudre le problème d'ambiguïté, un U-net de supervision des limites raffinées a été conçu et conduit le réseau à se concentrer sur la recherche de limites dans la partie de sous-échantillonnage et de segmentation de la région. En combinant les deux réseaux RU-net multitâches puis RBSU-net en MRBSU-net, la stabilité du réseau est augmentée. Les performances ont été évaluées en comparant aux autres réseaux U-net et MRBSU-net a obtenu les meilleurs résultats qui restent toutefois insuffisants avec des difficultés pour segmenter quelques cas extrêmes notamment tumeur avec texture interne compliquée.

Un réseau intéressant est aussi présenté dans (Taghanaki, et al., 2019) où le réseau de neurones se concentre sur l'apprentissage pour la segmentation multi-organes en 3D. Pour empêcher les paramètres du modèle d'être maintenus à de faux minima locaux, une fonction de perte basée sur l'utilisation du coefficient de DICE a été utilisée. Cela permet aussi d'apprendre progressivement de meilleurs paramètres de modèle en pénalisant les faux positifs / négatifs à l'aide d'un terme d'entropie croisée. La fonction de perte a été évaluée sur 3 ensembles de données dont de l'échographie:

- Tomographie par émission de positons (TEP) du corps entier sur 5 organes ciblés
- Image par résonance magnétique (IRM)
- Images d'échocardiographie du ventricule gauche

Les résultats sont données dans le Tableau 4 en comparaison avec d'autres méthodes :

Méthodes	Dice	FPR	FNR
3D U-net (Çiçek, Abdulkadir, Lienkamp, Brox, & Ronneberger, 2016)	0.85 ± 0.05	0.0020 ± 0.0006	0.12 ± 0.12
3D U-net Combo	0.92 ± 0.05	0.0007 ± 0.0003	0.08 ± 0.09
3D U-net Focal (Lin, Goyal, Girshick, He, & Dollár, , 2017)	0.88 ± 0.11	0.0004 ± 0.0005	0.17 ± 0.15
3D V-net (Milletari, Navab, & Ahmadi, 2016)	0.84 ± 0.04	0.0020 ± 0.0008	0.12 ± 0.08
3D V-net Combo	0.87 ± 0.03	0.0020 ± 0.0005	0.10 ± 0.04
Proposed Architecture Combo	0.92 ± 0.05	0.0006 ± 0.0004	0.09 ± 0.10

Tableau 4 - Comparaison des performances avec la méthode proposée (Taghanaki, et al., 2019) sur des images échographiques de ventricule gauche

Sur l'automatisation de segmentation, (Wang, et al., 2018) propose un mécanisme pour la segmentation des paramètres hémodynamiques de l'artère cérébrale moyenne (ACM) grâce à un nouveau système basé sur l'apprentissage profond appelé MCANet. Un ensemble de données ACM composé de 4005 images a dû être généré pour cela. Il a fallu d'abord segmenter la région ACM sur l'image échographique puis la position correspondante a été calculée en ajoutant l'indice d'affiliation, une nouvelle métrique d'évaluation pour mesurer l'exactitude de la position de la fenêtre acoustique.

Un réseau neuronal incrémental (INeN) a été utilisé dans (Kurnaz, Dokur, & Olmez, 2007) ainsi qu'une carte de Kohonen pour segmenter des tissus sur des images échographiques. Les éléments des vecteurs de caractéristiques sont formés individuellement en utilisant une transformée de Fourier discrète (DFT) et une transformée en cosinus discrète (DCT). La carte de Kohonen est formée en utilisant l'ensemble d'apprentissage formé de blocs de 4x4 pixels sur cinq tissus différents désignés par un expert. Cet ensemble d'apprentissage est formé à partir de ROIs sélectionnées au hasard de 4x4 pixels dans l'image.

Dans (Jiang, Guo, Chen, Zhang, & Lu, 2019), on trouve une méthode originale pour la segmentation des tumeurs mammaires en échographie (Figure 32). La segmentation des tumeurs du sein est formulée comme un problème de classification dans le domaine de l'ensemble neutrosophique (NS), utilisé précédemment pour éliminer le bruit du speckle et améliorer le contraste dans les images BUS (brest ultrasound segmentation). Pour chaque pixel de l'image BUS, le score d'ensemble de similarité et la valeur d'homogénéité ont été calculés dans le domaine NS. Ensuite, les régions de semoncées sont sélectionnées par une méthode de seuillage classique adaptative basée sur la méthode d'Otsu, puis une approche de croissance de région adaptative est développée pour obtenir des régions tumorales candidates dans le domaine NS.

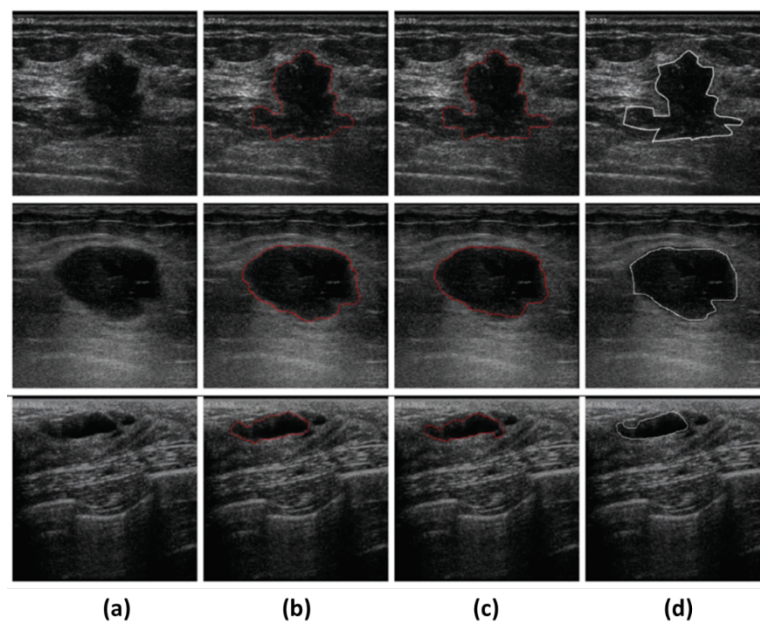


Figure 32 - Résultat de la segmentation d'une tumeur avec différentes méthodes. Image originale (a), résultat de méthode proposée NSSRG (b), résultat de NSSLS méthode (Guo, Sengur, & Tian, 2015) (c) et résultat de l'expert (d). Extrait de (Guo, Sengur, & Tian, 2015). Dispose-t-on des valeurs quantitatives associée à chaque méthode

La croissance de région est dirigée par 3 vecteurs qui sont :

- Le vecteur de score de similarité d'un pixel dans une région
- Le vecteur de valeur d'homogénéité de texture
- Le vecteur de distance entre la région de départ et les points de croissance candidats

Pour réduire le nombre de faux positifs, un réseau de neurones convolutif profond basé sur le réseau VGG-16 est appliqué à chaque région tumorale segmentée. Les résultats sont comparés à une méthode présentée dans (Yanhui, Sengur, & Tian, 2016) pour la segmentation d'échographies mammaires et utilisent entre autres la distance Hausdorff qui mesure les différences (distance euclidienne) entre deux contours, l'un

provenant de la méthode et l'autre d'une vérité terrain faite par un expert. Les résultats sont présentés dans le Tableau 5 ci-dessous :

	Méthodes	Coefficient de DICE	Ratio vrai positifs	Ratio faux positif	Distance Hausdorff
Images Bégnines	NSSRG (Jiang, Guo, Chen, Zhang, & Lu, 2019)	81,6	77	11,2	57,5
	NSSLG (Yanhui, Sengur, & Tian, 2016)	63,9	73,4	88,4	146,9
Images Malignes	NSSRG (Jiang, Guo, Chen, Zhang, & Lu, 2019)	84,4	84,3	15,2	52,8
	NSSLG (Yanhui, Sengur, & Tian, 2016)	77,2	89,4	101,1	88,6

Tableau 5 - Résultats de la méthode de segmentation présentée dans (Jiang, Guo, Chen, Zhang, & Lu, 2019) avec NSSRG (Neutrosophic Similarity Score and Region Growing) et NSSLG (Neutrosophic Set Score and Level Set)

La méthode est comparée avec la méthode Neutrosophic Set Score and Level Set proposée dans (Yanhui, Sengur, & Tian, 2016) avec des résultats meilleurs.

3. AUTRES METHODES DU MILIEU MEDICAL

Il existe dans la littérature, d'autres méthodes de segmentation qui s'avèrent efficaces pour d'autres techniques d'imagerie médicales (tomographie, IRM, ...). Nous verrons au cours de cette partie pourquoi ces méthodes, aussi originales soient-elles, ne peuvent pas s'appliquer à l'échographie.

1) Atlas based segmentation

2) Shaped-based segmentation

1) Atlas based segmentation

C'est une méthode largement utilisée dans l'imagerie médicale pour segmenter, sur des images IRM, les structures du cerveau mais peu sur Echographie. On utilise dans cette méthode des atlas anatomiques qui sont des images étiquetées. Les atlas permettent de guider la localisation en établissant une correspondance entre l'atlas et l'image à analyser. Il faut donc identifier un atlas comme étant le plus proche possible des images à segmenter, c'est l'une des difficultés de cette méthode, particulièrement lorsque les données à segmenter présentent entre elles de fortes variations anatomiques.

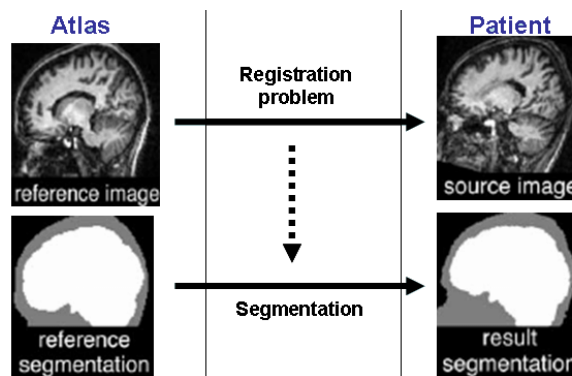


Figure 33 - Atlas-based segmentation fonctionnement, extrait de (Bourouis, Alroobaea, Rubaiee, & Ahmed, 2020)

(Marsousi, Plataniotis, & Stergiopoulos, Atlas-based segmentation of abdominal organs in 3D ultrasound, and its application in automated kidney segmentation, 2015) est une méthode qui propose une approche basée

sur un atlas pour segmenter automatiquement un organe sur des images échographiques 3D du rein. Les informations de textures sont utilisées ainsi que la connaissance de la forme de l'organe.

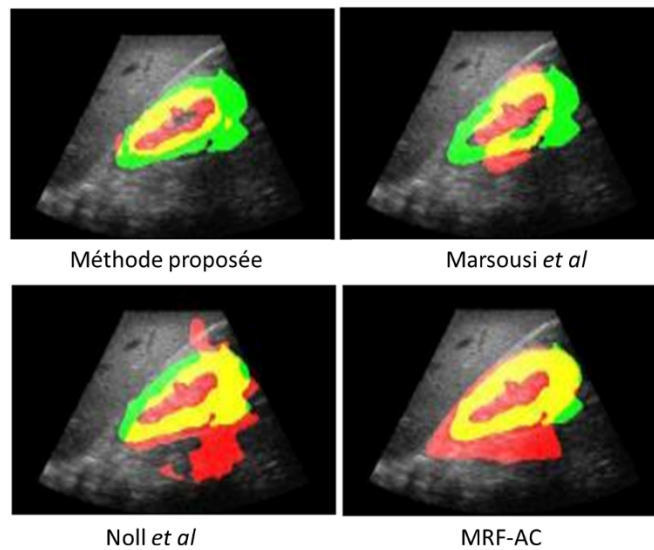


Figure 34 – Résultat de segmentation du rein. Avec en vert la vérité terrain, en rouge la méthode de segmentation automatique et en jaune leur chevauchement. Extrait de (Marsousi, Plataniotis, & Stergiopoulos, Shape-based kidney detection and segmentation in three-dimensional abdominal ultrasound images , 2014).

	DSC		ACC (%)		MD	
	μ	σ	μ	σ	μ	σ
(Marsousi, Plataniotis, & Stergiopoulos, Shape-based kidney detection and segmentation in three-dimensional abdominal ultrasound images , 2014)	0.41	0.08	93.71	1.35	4.21	2.80
(Noll, Li, & Wesarg, 2014)	0.34	0.07	88.07	0.02	13.99	3.25
MRF-AC (Martin-Fernàndez & Alberola-Lopez, 2005)	0.48	0.16	92.93	2.45	6.15	5.04
Méthode proposée (Marsousi, Plataniotis, & Stergiopoulos, Atlas-based segmentation of abdominal organs in 3D ultrasound, and its application in automated kidney segmentation, 2015)	0.51	0.17	94.01	1.93	3.84	2.12

Tableau 6 - Résultats de la méthode (Marsousi, Plataniotis, & Stergiopoulos, Atlas-based segmentation of abdominal organs in 3D ultrasound, and its application in automated kidney segmentation, 2015)

De manière générale, la méthode ci-dessus s'avère peu efficace pour l'échographie où l'image est dynamique (temporelle et spatiale) et les morphologies d'organes varient considérablement selon le positionnement de la sonde ou de l'échographe utilisé.

2) Shaped-based segmentation

La méthode Shaped based segmentation nécessite l'utilisation d'un patron pour une structure donnée et va, en contrôlant les points situés sur la frontière de la structure, déformer le gabarit pour correspondre au mieux à l'image et s'y adapter. Bien que commun pour la pratique IRM, ce type de segmentation est peu utilisé pour l'échographie car moins adapté aussi aux images dynamiques.

(Jacob, Noble, Behrenbruch, Kelion, & Banning, 2002) propose par exemple une méthode semi-automatique pour quantifier des images échographiques de régions du cœur. Dans un premier temps, les contours endocarde et epicarde sont déterminés en utilisant une méthode snake. Ensuite, les contours sont décomposés en régions de paramètres cliniquement pertinents en utilisant une méthode innovante shaped based selon un modèle 16 segments.

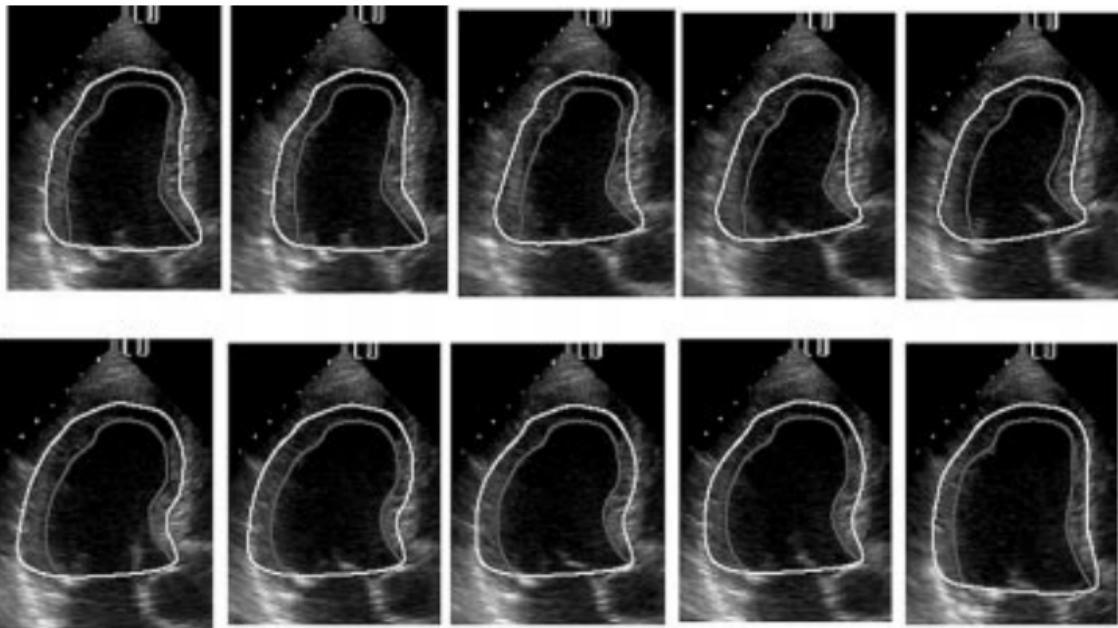


Figure 35 - Résultat de la méthode (Jacob, Noble, Behrenbruch, Kelion, & Banning, 2002) des contour d'un myocarde sur différentes images, endocardes et épicaudiques. Extrait de (Jacob, Noble, Behrenbruch, Kelion, & Banning, 2002)

Une autre approche décrite dans (Xie, Jiang, & Tsui, 2005) propose une segmentation du rein sur des images échographiques. La texture est extraite en appliquant un filtre de Gabor et un modèle est construit. Sur ce modèle, les textures similaires des régions avoisinant l'intérieur et l'extérieur sont mesurées. Ensuite, une forme de segmentation itérative est présentée pour combiner les mesures de texture en modèle de forme paramétrique (*shape*) proposé par (Leventon, Grimson, & Faugeras, 2000). La segmentation est mise en œuvre en calculant les paramètres du modèle de forme pour minimiser une nouvelle fonction d'énergie de l'image de test en deux régions ; à l'intérieur avec une similitude de texture élevée et une faible variance de texture, et à l'extérieur avec une variance de texture élevée (Figure 36).

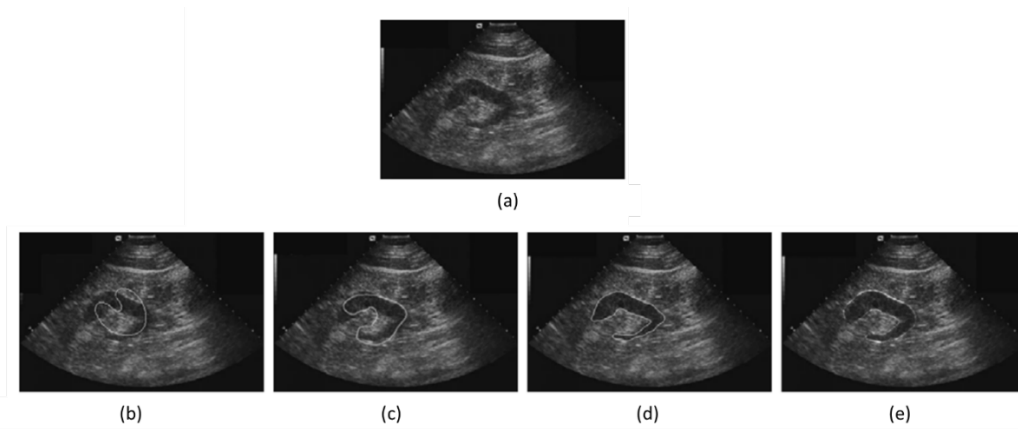


Figure 36 - Résultats expérimentaux sur une image échographique. En (a) l'image testée, en (b) l'initialisation, en (c) une étape de l'évolution de la segmentation et en (d), le résultat de la segmentation. On trouve en (e) la vérité terrain. Extrait de (Leventon, Grimson, & Faugeras, 2000).

CONCLUSION ET DISCUSSION SUR L'ETAT DE L'ART

Nous avons vu, à travers les grandes catégories de méthodes de segmentation, les approches innovantes, actuelles appliquées à l'échographie. Les méthodes sont pour la plupart complexes, nécessitent souvent des moyens ou puissances de calcul non négligeables. Par ailleurs, elles se focalisent en général sur un besoin bien spécifique comme par exemple la détection de symptôme, tumeurs, sur un organe bien précis. Il existe donc peu de méthodes généralisables permettant de segmenter tout type d'organes.

Par ailleurs, les méthodes sont généralement orientées 2D, sur des images et plans. La segmentation 3D ou même 4D s'avère rare, très difficile à mettre en place. L'apport médical de la segmentation 3D d'organes pourrait permettre des diagnostics plus approfondis, plus précis par les experts. C'est donc un axe de recherche à explorer.

De plus, la segmentation d'organes en temps réel ouvre des perspectives intéressantes. La présence d'un praticien pour l'acquisition, n'est plus nécessaire pour des diagnostics en urgence, pour un déploiement du matériel en vue d'une acquisition de données rapide.

C'est pourquoi notre objectif est de proposer une méthode avec une approche différente et innovante. Cette méthode permet :

- La segmentation 2D ou 3D
- La segmentation en temps réel et automatisée
- La segmentation globale et adapté à différents organes

Nous proposons ici une décomposition du problème avec une approche du problème en 1D, élément de base aussi bien pour des données 2D que 3D. Basée sur l'évaluation de l'évolution du niveau de gris dans une échographie, elle met en évidence les différences constatées entre l'intérieur et l'extérieur d'un organe permettant ainsi de délimiter le contour qui les sépare.

PARTIE II

Chapitre 4 - Approche 2D

Chapitre 5 - Modelisation 1D

Chapitre 6 - Définition d'une confiance

Chapitre 7 - Affinage du résultat

Chapitre 8 - Influence des divers parametres sur le resultat

Chapitre 9 - Evaluation de la méthode par données simulées a l'aide de fantomes

Chapitre 10 - Evaluation de la méthode sur des images réelles

Chapitre 11 - Axes de recherche envisagés

Conclusion et Perspectives

Chapitre 4 - APPROCHE 2D

L'approche que nous allons décrire ici porte sur une méthode de segmentation d'images échographiques innovante, automatique, générale (applicable à de nombreux organes) et en temps réel. Elle s'appuie sur les tonalités différentes de contraste observées dans les images échographiques lorsque les ultrasons traversent des milieux échogènes ou anéchogènes au cours de leur parcours dans le corps. Au passage de ces différents milieux, un changement plus ou moins brutal dans le contraste est observé et notre travail vise à le mettre en évidence.

Nous allons donc décrire notre méthode ici à travers les différentes étapes qui la constitue. La première étant une segmentation 2D grossière des potentiels organes sur chaque image avant de réaliser un lien temporel entre les images. Une troisième étape s'oriente vers une segmentation 3D de l'organe détecté par une approche 1D et la quatrième et dernière étape affine les résultats.

1. DETECTION DES ZONES ECHO-SIMILAIRES

Dans cette partie, nous allons étudier comment, sur une seule image, repérer les zones d'intérêt d'une échographie pour ensuite les caractériser.

Dans un premier temps, le volume balayé par la sonde est acquis sous forme d'une vidéo par l'échographe. Nous avons choisi de décomposer la vidéo en une séquence d'images qui représentent chacune un plan d'acquisition (Figure 37). Ces images vont être analysées individuellement.

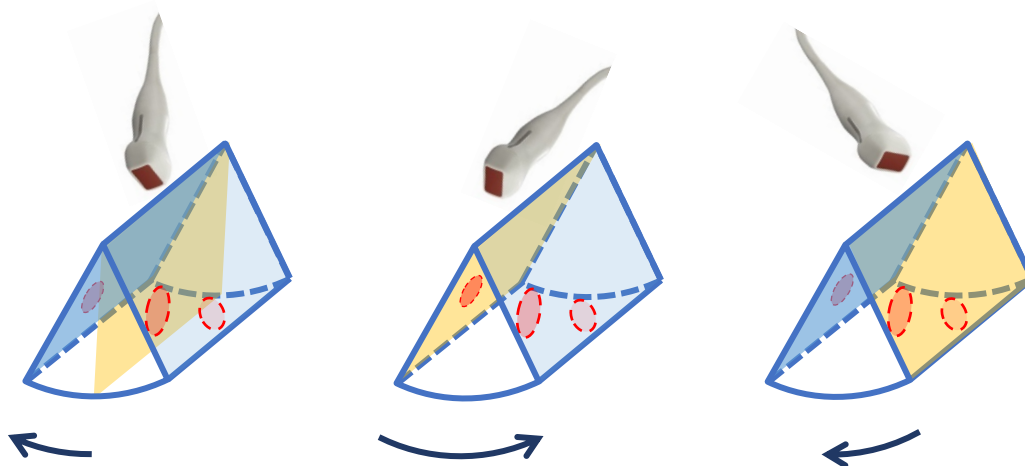


Figure 37 - Le sens de balayage permet de scanner l'organe entièrement et deux fois

Ensuite, en partant de l'hypothèse que l'organe est dans le volume scanné, il va apparaître à un moment sur un des plans, et sur les suivants, avec une surface variable ainsi qu'une qualité de contour et niveau de gris qui permettra notamment à un expert de le distinguer à l'œil nu. Pour un organe apparenté à une sphère par exemple (comme pour la vésicule), la surface de la section de l'organe va croître sur les images successives pour ensuite décroître. Maintenant, si l'on prend une image individuellement, beaucoup de mesures peuvent être calculées, comme par exemple le gradient spatial. De manière générale, les organes ciblés dans le cadre de cette étude sont repérables dans une échographie par leur comportement anéchogène en leur centre (Figure 38). On va donc extraire, au cours de cette étape, les zones anéchogènes dans chacun des plans. Pour cela, on va utiliser une méthode de détection basées régions, en faisant varier un seuil global. L'objectif est de construire une image binaire dont les zones d'intérêt sont mises en évidence.

Prenons une image \mathcal{J} , 2-D rectangulaire dont le support est un domaine \mathcal{L} et $\mathcal{J}(p)$ la valeur du niveau de gris du pixel $p \in \mathcal{L}$, avec $p = (p_x, p_y)$ ainsi qu'un seuil s . La première étape est de binariser l'image au seuil s . La transformée de l'image \mathcal{J} est une image \mathcal{J}' dont les pixels ne prennent que deux valeurs possibles dans $\{0,1\}$:

$$\mathcal{J}'(p) = \begin{cases} 0 & \text{si } \mathcal{J}(p) \leq s \\ 1 & \text{sinon} \end{cases} \quad (4)$$

On peut alors définir deux ensembles, le premier correspond aux pixels sombres (\mathcal{B}) dont les valeurs des pixels vont être fixées à 0 et le deuxième ensemble (\mathcal{W}), les régions où les pixels sont au-dessus du seuil, donc plus clairs, et sont maintenant fixés à 1. Autrement dit :

$$\begin{aligned} \mathcal{W} &= \{p \in \mathcal{L} \mid \mathcal{J}'(p) = 1\} \\ \mathcal{B} &= \{p \in \mathcal{L} \mid \mathcal{J}'(p) = 0\} \end{aligned} \quad (5)$$



Figure 38 - On observe un centre sombre qui s'éclaircit plus on s'approche des parois

Bien évidemment, la réunion de ces deux ensembles, qui sont disjoints, forme l'image entière :

$$\begin{aligned} \mathcal{W} \cup \mathcal{B} &= \mathcal{L} \\ \mathcal{W} \cap \mathcal{B} &= \emptyset \end{aligned} \quad (6)$$

A ce stade, les ensembles (\mathcal{B}) et (\mathcal{W}) sont composés d'un grand nombre de composantes connexes dont certaines le plus souvent de petite taille, elles vont constituer du bruit dans l'image à analyser qu'il va falloir

éliminer. Comme les organes recherchés ont un comportement anéchogène et donc sombre, on sait qu'ils vont avoir tendance à se situer dans (\mathcal{B}) , c'est-à-dire sous le seuil. Notons \mathcal{D}_i les composantes connexes de (\mathcal{W}) et \mathcal{C}_i les composantes connexes de (\mathcal{B}) où i varie dans des intervalles différents selon que l'on considère (\mathcal{W}) ou (\mathcal{B}) . Elles sont respectivement au nombre de m et n . On a alors :

$$\begin{aligned} \mathcal{B} &= \mathcal{C}_1 \cup \mathcal{C}_2 \cup \mathcal{C}_3 \cup \dots \cup \mathcal{C}_n \\ \mathcal{W} &= \mathcal{D}_1 \cup \mathcal{D}_2 \cup \mathcal{D}_3 \cup \dots \cup \mathcal{D}_m \end{aligned} \quad (7)$$

Nous devons distinguer les petites CC isolées et les petites CC constituant d'une région d'intérêt et qui souvent sont relativement proches les unes des autres. On va donc procéder à une dilatation de \mathcal{B} qui va nous permettre d'intégrer dans des régions plus grandes, les régions isolées mais proches des régions semblables et de réduire le nombre de CC, même si l'effet négatif va être de diminuer le nombre de régions qui, au contraire, peuvent potentiellement présenter un intérêt. Cette dilatation va être faite en considérant comme élément structurant l'ensemble carré 3x3 centré à l'origine (Figure 39).

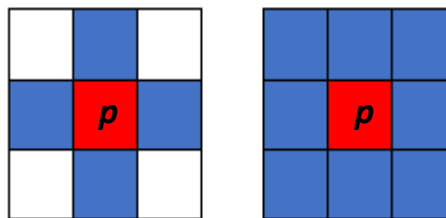


Figure 39 - Définition des plus proches voisins du pixel rouge, A gauche, en 4-connexité $N_4(p)$, à droite, en 8-connexité $N_8(p)$

On considère ainsi l'étude dans le cadre de la 8-connexité :

$$\mathcal{N}_8(p) = \{p/p(i, j) \in \mathcal{L} | \max(|p_x - i|, |p_y - j|) = 1\} \quad (8)$$

$\mathcal{N}_8(p)$ correspond à l'ensemble des points vérifiant la condition ci-dessus pour un pixel p (Figure 39).

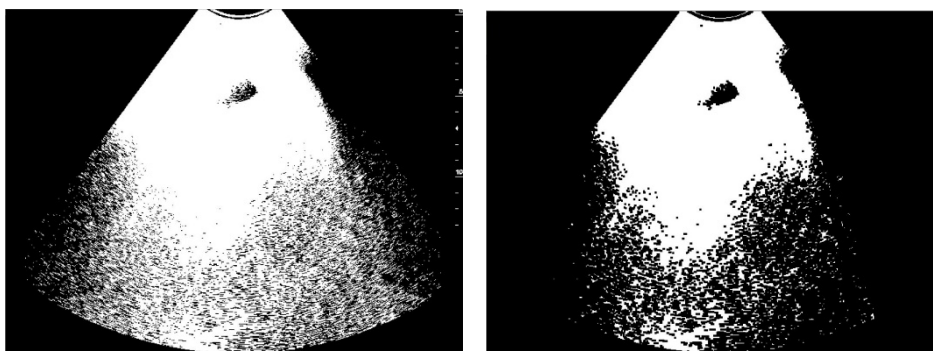


Figure 40 – A gauche 2195 régions détectées et 437 à droite après dilatation

Après cette transformation, nous noterons $\{\mathcal{R}_i\}$ les composantes connexes du dilaté de (\mathcal{B}) , elles sont caractérisées par un numéro, une surface et une position (Figure 40). De plus, l'indice leur est attribué correspondant à un tri en fonction de leur surface. On notera ici \mathcal{R}_0 la composante la plus grande. Elle

correspond au cadre de l'échographie et lorsque le seuil s augmente, finira par être la seule composante connexe de (\mathcal{B}) . A noter dans notre cas que :

$$\mathcal{R}_0 \cup \mathcal{R}_1 \cup \dots \cup \mathcal{R}_{n'} = (\mathcal{B}) \quad (9)$$

La valeur de n' dépend du seuil s . Comme les notions d'anéchogène et échogène sont très subjectives, il est difficile de fixer un seuil s global à toutes les acquisitions indépendamment de l'organe qui permettra de mettre ce dernier en évidence. Nous allons donc adapter le seuil au contenu local de l'image.

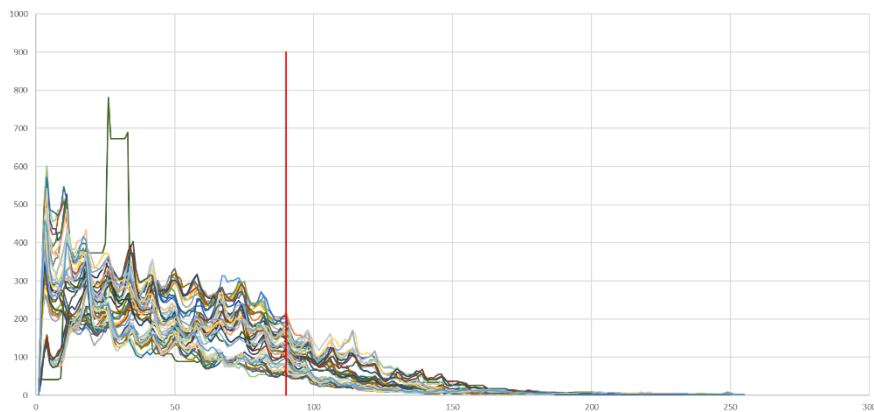


Figure 41 - Nombre de composantes connexes détectées en fonction du seuil sur un échantillon de 10 images échographiques de 5 organes différents. C'est à gauche du seuil $s=90$ que l'on détecte principalement les composantes connexes correspondant à des zones d'intérêt potentiel. A droite, la plupart des organes sont contenus dans la composante \mathcal{R}_0

En fonction de cette remarque, la recherche du seuil va être limitée à l'intervalle $[0; 90]$ en étudiant les composantes connexes des binarisations obtenues à tous les seuils. On va donc faire évoluer le seuil s sur $[0; 90]$ par pas de 1 et ainsi disposer d'une famille d'images binaires associées à l'un des 91 seuils. A Chacun des seuils est associé un ensemble de CC, les \mathcal{R}_i où la surface des \mathcal{R}_i est variable (Figure 41). Comme on fait l'hypothèse qu'un organe sur une échographie présente un niveau de gris homogène en son centre entouré de zones périphériques plus claires, la zone d'intérêt sera grossièrement repérée par une série de régions $\mathcal{R}_{s,k}$ (la k -ième région d'un seuil s) définies par des seuils successifs. Quand le seuil augmente, les régions évoluent en formant des suites emboîtées de régions. Nous allons alors définir un lien entre les différentes $\mathcal{R}_{s,k}$ d'un seuil à l'autre et ainsi retracer l'évolution des $\mathcal{R}_{s,k}$ lorsque s augmente.

En d'autres termes déterminer, pour une région $\mathcal{R}_{s,k}$ (la k -ième région d'un seuil s), ce qu'elle advient au seuil $s+1$. D'un seuil à l'autre, plusieurs évolutions sont possibles pour une CC. Elle croît dans tous les cas mais peut aussi apparaître, fusionner ou changer de forme (Figure 42).

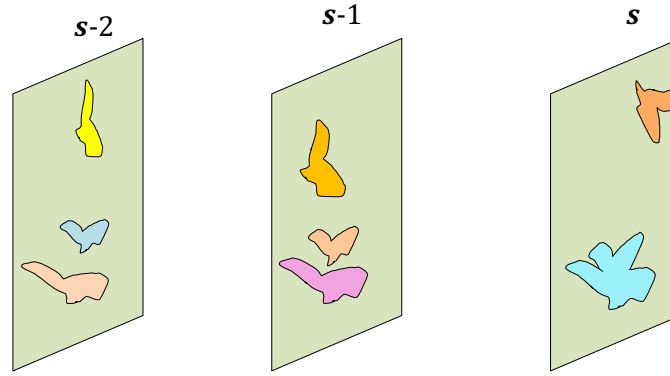


Figure 42 - On schématise ici les régions détectées au fur et à mesure des seuils de $s-2$ à s

Comme il reste encore beaucoup de bruit dans l'image après la dilatation et que les organes ont une taille non négligeable, on va se concentrer uniquement sur les \mathcal{R}_i qui ont une grande surface. Si l'on note \mathcal{S}_i l'aire en pixels de \mathcal{R}_i , on va se concentrer uniquement sur les \mathcal{R}_i qui ont une aire supérieure à a pixels et ainsi éliminer les composantes connexes trop petites, c'est-à-dire :

$$\{\mathcal{R}_i \subset \mathcal{B} | \mathcal{S}_i \geq a\} \quad (10)$$

A une région $\mathcal{R}_{s,k}$ (la k -ième région d'un seuil s), on associe son aire $\mathcal{S}_{s,k}$, la position $\mathcal{P}_{s,k}=(x_{s,k}, y_{s,k})$ de son centre de gravité ainsi que le nombre de seuils $\mathcal{O}_{s,k}$ depuis son apparition jusqu'à sa fusion avec une autre région. Les différents cas possibles sont résumés dans le Tableau 7:

Seuil	s		$s+1$	
Apparition d'une région $\mathcal{R}_{s+1,k}$ sans antécédence $\mathcal{R}_{s,i}$	/		$\mathcal{R}_{s+1,k}$	$\mathcal{S}_{s+1,k} \neq \mathcal{S}_{s,i}$ $\mathcal{P}_{s+1,k} \neq \mathcal{P}_{s,i}$ $\mathcal{O}_{s+1,k} = 1$
Déplacement de $\mathcal{R}_{s,k}$ en une région $\mathcal{R}_{s+1,i}$	$\mathcal{R}_{s,k}$	$\mathcal{S}_{s,k}, \mathcal{P}_{s,k}, \mathcal{O}_{s,k}$	$\mathcal{R}_{s+1,i}$	$\mathcal{S}_{s+1,i} \geq \mathcal{S}_{s,k}$ $\mathcal{P}_{s+1,i} \approx \mathcal{P}_{s,k}$ $\mathcal{O}_{s+1,i} = \mathcal{O}_{s,k} + 1$
Fusion de $\mathcal{R}_{s,i}$ et $\mathcal{R}_{s,j}$ en une région $\mathcal{R}_{s+1,k}$	$\mathcal{R}_{s,i}$	$\mathcal{S}_{s,i}, \mathcal{P}_{s,i}, \mathcal{O}_{s,i}$	$\mathcal{R}_{s+1,k}$	$\mathcal{S}_{s+1,k} \geq \mathcal{S}_{s,i} + \mathcal{S}_{s,j}$ $\mathcal{P}_{s+1,k} \approx \text{moy}(\mathcal{P}_{s,i}; \mathcal{P}_{s,j})$ $\mathcal{O}_{s+1,k} = \max(\mathcal{O}_{s,i}, \mathcal{O}_{s,j})$
	$\mathcal{R}_{s,j}$	$\mathcal{S}_{s,j}, \mathcal{P}_{s,j}, \mathcal{O}_{s,j}$		

Tableau 7 - Evolutions possibles des régions lorsque le seuil augmente

Il va donc falloir établir des critères qui permettent de suivre l'évolution d'une région lorsque le seuil évolue avant qu'elle ne soit fusionnée avec une autre région. Comme la croissance de l'aire d'une composante connexe n'est pas isotrope, le centre de gravité de deux composantes connexes connectées d'un seuil à l'autre peut potentiellement varier. On décide alors qu'à chaque seuil, deux composantes connexes pourront être connectées si le centre de gravité de la région reste à l'intérieur d'un carré de côtés c centré au centre de gravité de la première des deux composantes connexes (Figure 43).

Une région peut donc évoluer en $\mathcal{R}_{s+1,k}$, depuis $\mathcal{R}_{s,i}$ si, dans (\mathcal{B}_s) , elle vérifie :

$$\mathcal{R}_{s,i} \subseteq \mathcal{R}_{s+1,k} \quad (11)$$

Avec :

$$\mathcal{R}_{s+1,k} \in \mathcal{B}_{s+1} \text{ et } \max(|x_{s+1,k} - x_{s,i}|, |y_{s+1,k} - y_{s,i}|) \leq \frac{c}{2} \text{ et } \mathcal{S}_{s+1,k} \geq \mathcal{S}_{s,i} \geq a \quad (12)$$

Une région $\mathcal{R}_{s+1,k}$ va apparaître si elle vérifie la condition presque opposée :

$$\nexists i : \mathcal{R}_{s,i} \in \mathcal{B}_s \text{ et } \mathcal{R}_{s,i} \subseteq \mathcal{R}_{s+1,k} \quad (13)$$

Avec :

$$\mathcal{R}_{s+1,k} \in \mathcal{B}_{s+1} \text{ et } \max(|x_{s+1,k} - x_{s,i}|, |y_{s+1,k} - y_{s,i}|) \geq \frac{c}{2} \text{ et } \mathcal{S}_{s+1,k} \geq a \quad (14)$$

Et enfin, une région $\mathcal{R}_{s+1,k}$ va être la fusion de $\mathcal{R}_{s,i}$ et $\mathcal{R}_{s,j}$ si :

$$\mathcal{R}_{s,i} \cup \mathcal{R}_{s,j} \subseteq \mathcal{R}_{s+1,k} \quad (15)$$

Avec :

$$\{\mathcal{R}_{s+1,k} \in \mathcal{B}_{s+1} \mid \mathcal{P}_{s+1} = \text{moy}(\mathcal{P}_{s,i}; \mathcal{P}_{s,i+x}) \text{ et } \mathcal{S}_{s+1,k} \geq \mathcal{S}_{s,i} + \mathcal{S}_{s,i+x}\} \quad (16)$$

Nous proposons donc de définir qu'une région $\mathcal{R}_{s,k}$ est une région d'intérêt (ROI) si, on a $\mathcal{O}_{s,k} \geq o$. (avec o le nombre de occurrences successives de la graine lorsque le seuil varie). On la sélectionne comme une candidate à représenter la section d'un organe pour la suite de l'étude. On traduit cet ensemble de régions par :

$$\{\mathcal{R}_{s,k} \in \mathcal{B} \mid \mathcal{S}_{s,k} \geq a \text{ et } \mathcal{O}_{s,k} \geq o\} \quad (17)$$

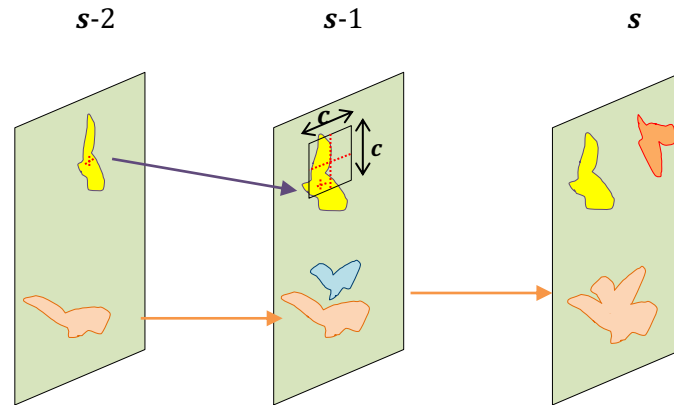


Figure 43 - On schématise ici les 3 cas de figure possibles associés à une image. Le changement de la position de la région jaune de $s-2$ à $s-1$, la fusion de deux régions, bleue et verte à s et l'apparition de la région rouge à s .

Cette étape nous a permis, sur une image fixe, de sélectionner des régions en faisant varier le seuil s de binarisation.

2. CONNECTION DANS L'ESPACE

La méthode précédente nous a permis de détecter, sur chacun des plans 2D successifs, les régions échogènes candidates à être une section d'un organe. De manière à consolider la probabilité pour une région échogène à être une section d'organe, nous allons maintenant nous placer en 3 dimensions et faire l'hypothèse que l'organe recherché constitue un volume avec des sections similaires dans les plans d'acquisition adjacents. Il s'agit alors d'établir s'il existe une connexion entre les régions qui ont été détectées dans ces images afin de reconstituer, dans le volume, les régions échogènes pouvant correspondre à un organe.

Maintenant que nous avons une méthode capable de détecter des régions d'intérêt candidates à constituer une section d'organe dans une image nous appliquons cette méthode à toutes les images successives du balayage échographique. Comme un organe va être visible sur des plans successifs, il devrait avoir conduit à la détection de régions d'intérêt dans les plans consécutifs. Nous allons identifier si des régions se 'correspondent' d'une image à la suivante et étudier leur évolution afin de déterminer si les composantes connexes définissent potentiellement un organe. On parlera alors de volume candidat à être un organe.

Il est nécessaire de définir une nouvelle notation, on va désormais considérer l'ensemble des images \mathcal{J}_n représentant les plans indicés par n d'une échographie. De plus, on notera dorénavant $\mathcal{R}_{i,k}$ la k -ième région de la i -ème image sélectionnée précédemment et on lui associera son aire $\mathcal{S}_{i,k}$, la position $\mathcal{P}_{i,k}=(x_{i,k}, y_{i,k})$ de son centre de gravité ainsi que son occurrence $\mathcal{O}_{i,k}$ qui correspond maintenant au nombre d'images sur laquelle cette région apparaît et a été analysée comme appartenant à un même organe potentiel. Ce paramètre sera précisé dans la suite.

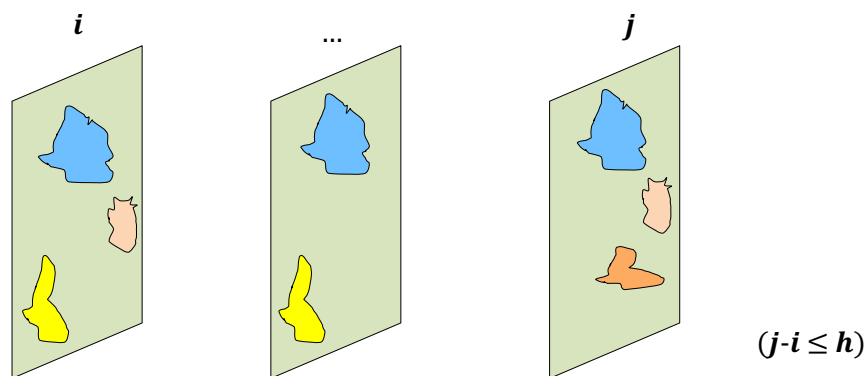


Figure 44 - Schéma des régions à étudier, en bleu une région continue qui varie en taille ou position de i à j . En orange, une région qui disparaît après i mais réapparaît à j , en orange une région qui apparaît sans antécédence, en jaune une région qui disparaît avant j

Soulignons maintenant que d'une image à la suivante (\mathcal{J}_i à \mathcal{J}_{i+1}), de nombreux scénarios peuvent se produire (Figure 44). De manière générale, le contour de la section d'un organe évolue sur une série de plans successifs (la surface de la section grandit ou diminue). La position de cette section dans l'image peut aussi varier. Par ailleurs, elle peut disparaître, par exemple lorsqu'on a fini de la balayer dans un sens mais peut aussi réapparaître lors du balayage inverse (Figure 37) ou si notre méthode a échoué à sélectionner la section

comme zone d'intérêt. Les différents comportements physiques cités vont surtout dépendre de l'organe ciblé. En voici la liste des possibilités résumée dans le Tableau 8 :

	<i>i</i>		<i>j</i>	
Apparition d'une région $\mathcal{R}_{j,l}$ sans antécédence $\mathcal{R}_{i,k}$	/		$\mathcal{R}_{j,l}$	$\mathcal{S}_{j,l} \neq \mathcal{S}_{i,k}$ $\mathcal{P}_{j,l} \neq \mathcal{P}_{i,k}$ $\mathcal{O}_{j,l} = 1$
Disparition d'une région $\mathcal{R}_{j-1,k}$ à l'image <i>j</i>	$\mathcal{R}_{j-1,k}$	$\mathcal{S}_{j-1,k}, \mathcal{P}_{j-1,k}, \mathcal{O}_{j-1,k}$	$\mathcal{R}_{j,l}$	$\mathcal{S}_{j-1,k} \neq \mathcal{S}_{j,l}$ $\mathcal{P}_{j-1,k} \neq \mathcal{P}_{j,l}$ $\mathcal{O}_{j,l} = \mathcal{O}_{j-1,k}$
Réapparition (après disparition à <i>i</i>) de $\mathcal{R}_{i,k}$ en une région $\mathcal{R}_{j,l}$ ou ($j-i \leq 8$)	$\mathcal{R}_{i,k}$	$\mathcal{S}_{i,k}, \mathcal{P}_{i,k}, \mathcal{O}_{i,k}$	$\mathcal{R}_{j,l}$	$\mathcal{S}_{j,l} \approx \mathcal{S}_{i,k}$ $\mathcal{P}_{j,l} \approx \mathcal{P}_{i,k}$ $\mathcal{O}_{j,l} = \mathcal{O}_{i,k} + 1$
redimensionnement de $\mathcal{R}_{j-1,k}$ en une région $\mathcal{R}_{j,l}$	$\mathcal{R}_{j-1,k}$	$\mathcal{S}_{j-1,k}, \mathcal{P}_{j-1,k}, \mathcal{O}_{j-1,k}$	$\mathcal{R}_{j,l}$	$\mathcal{S}_{j,l} \approx \mathcal{S}_{j-1,k}$ $\mathcal{P}_{j,l} \approx \mathcal{P}_{j-1,k}$ $\mathcal{O}_{j,l} = \mathcal{O}_{j-1,k} + 1$

Tableau 8 - Evolutions possibles des régions dans l'espace, entre les images *i* et *j*

Nous suivrons pour l'ordre de traitement des images, celui temporel de l'acquisition. Ainsi, en partant de $i=0$, à chaque image *i* on aura traité un nombre *i* d'images précédentes. Le nombre d'images précédentes à traiter ne doit pas être trop petit afin de s'assurer que les régions sont stables sur un nombre important d'images mais ne doit pas être trop élevé non plus car cela augmente le temps de traitement. Il n'est pas impossible que si, sur l'un des plans, l'organe soit difficilement identifiable, la méthode précédente ne le labélise pas comme région intéressante. Un mauvais calcul de surface ou une récurrence inférieure à *o* peut par exemple engendrer cette erreur. C'est pourquoi dans la recherche de régions antécédentes sur les images voisines il ne faut pas se restreindre uniquement aux voisins. Cependant, on ne doit pas pour autant aller chercher des correspondances trop loin dans les images antécédentes (Figure 45). Comme la trace de la

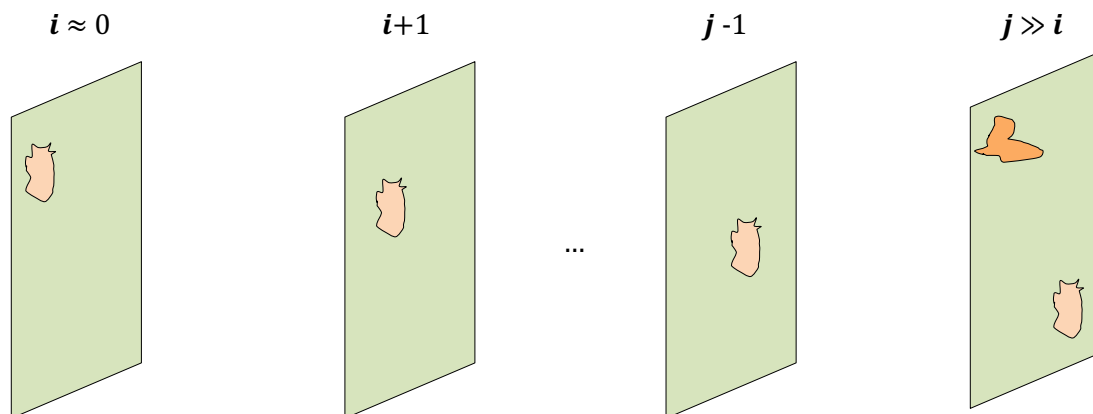


Figure 45 - Schéma d'une région rose dont la trace change de position du Nord-Ouest en *i* vers le Sud est en *j*. Si la région en rouge apparaît à *j*, elle pourrait malheureusement être connectée à la verte en *j* du fait de la similitude de leur position.

section d'un organe ne garde pas nécessairement la même position dans \mathcal{L} , il serait fortuit de lier une région à une mauvaise antécédence.

On décide donc de ne considérer au maximum que les h images précédentes. Explicitons maintenant les contraintes associées à chaque situation décrite dans le Tableau 8. Nous allons, par abus de langage et simplicité de calcul, confondre les supports \mathcal{L} de toutes les images en une seule. Une région $\mathcal{R}_{j,l}$ apparaît si elle vérifie la condition suivante sur les h images précédentes contenant chacune m régions :

$$\bigcup_{i=1}^h \bigcup_{k=1}^m (\mathcal{R}_{j,l} \cap \mathcal{R}_{j-i,k}) = \emptyset \quad (18)$$

Une région $\mathcal{R}_{j-1,k}$ disparaît si elle vérifie, sur toutes les m_j régions de l'image j :

$$\bigcup_{l=1}^{m_j} (\mathcal{R}_{j-1,k} \cap \mathcal{R}_{j,l}) = \emptyset \quad (19)$$

La région $\mathcal{R}_{j,l}$ peut-être une réapparition de $\mathcal{R}_{j-i,k}$ si elle vérifie :

$$\bigcup_{i=1}^h \bigcup_{k=1}^m \mathcal{R}_{j,l} \cap \mathcal{R}_{j-i,k} \neq \emptyset \quad (20)$$

Et enfin, $\mathcal{R}_{j,l}$ peut être le redimensionnement de $\mathcal{R}_{j-1,k}$ si :

$$\bigcup_{k=1}^m \mathcal{R}_{j-1,k} \cap \mathcal{R}_{j,l} \neq \emptyset \quad (21)$$

Comme de petits artéfacts peuvent apparaître sur une série d'échographies, il est parfois possible qu'une suite de régions inintéressantes constitue encore à ce stade un volume candidat. On va donc définir qu'un volume est candidat si et seulement si, il est présent sur un nombre minimum de ν images. Un schéma de reconstitution de volume est donné Figure 46.

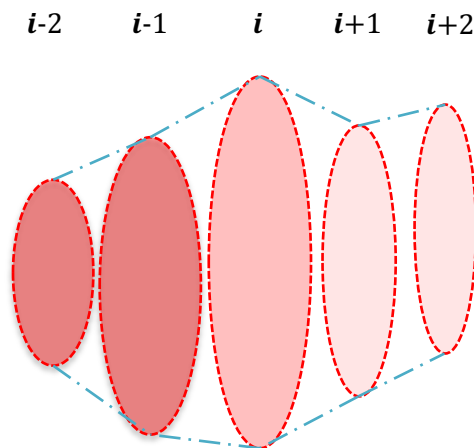


Figure 46 - Schéma de reconstitution d'un volume candidat sur des plans successifs

Chapitre 5 - MODELISATION 1D

Dans cette partie nous proposerons la méthode de détection des contours dans les suites de plans formant un organe candidat. Pour cela nous analyserons l'évolution du niveau de gris lorsque l'on s'éloigne du centre du volume de l'organe jusqu'à détecter ses contours. Nous chercherons à placer un maximum de points candidats sur le contour et effectuerons un tri afin de garder uniquement ceux qui délimitent l'organe précisément. Cette délimitation des contours sera réalisée en plusieurs étapes décrites ci-dessous.

1. VERITE TERRAIN

Afin de s'assurer de l'efficacité, au cours des étapes, de la méthode. Nous allons construire une vérité terrain, c'est-à-dire un tracé estimé par un expert du contour de l'organe pour les échographies de cette étude. Au fur et à mesure des étapes, nous évaluerons la progression de l'efficacité de la détection. La vérité terrain a été obtenue grâce à un tracé manuel de médecin expert en échographie (Figure 47).

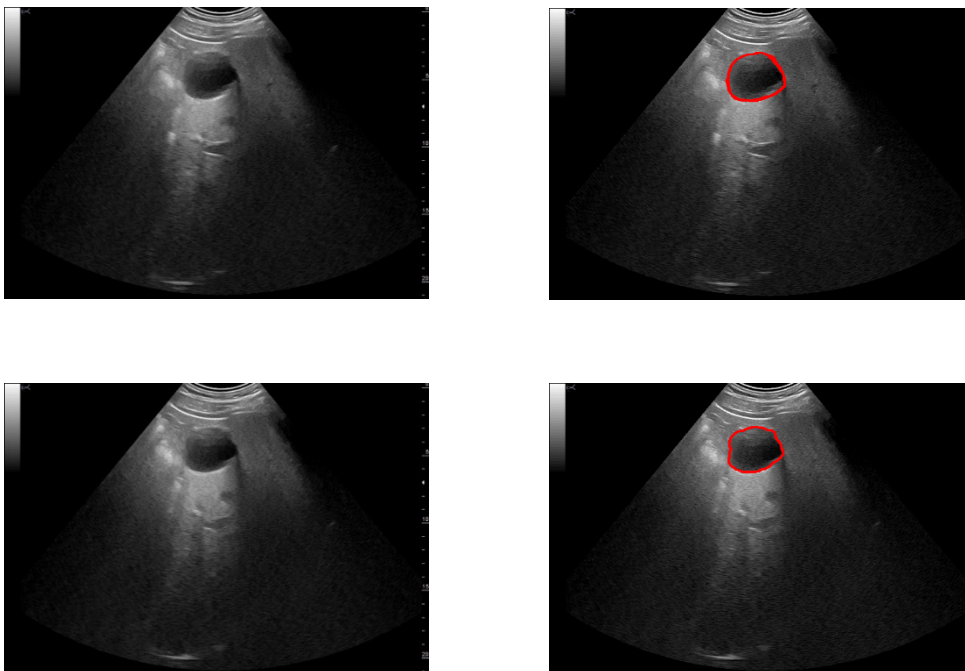


Figure 47 - Exemple de vérité terrain, à gauche, l'échographie initiale, à droite le contour tracé par l'expert

2. MODELISATION OPTIMALE DE L'EVOLUTION DES NIVEAUX DE GRIS SUR UN RAYON

Les organes ciblés dans cette étude présentent, pour la plupart, des contours échogènes qui renvoient bien les ultrasons. Cela se traduit par des zones claires dans les zones de l'échographie qui encerclent l'organe. On ne peut que constater ce comportement assez symptomatique des organes, sombres en leur centre et lumineux aux bords (Figure 48). C'est cette croissance globale des niveaux de gris des pixels, lorsque l'on s'éloigne du centre, que l'on va exploiter.

Chaque point de référence des plans formant un volume candidat, va servir de point de départ pour analyser le gradient de niveau de gris de l'organe. En partant du centre, on va considérer des demi-droites issues de ce point, dans toutes les directions, et modéliser la variation du niveau de gris le long de la demi-droite.

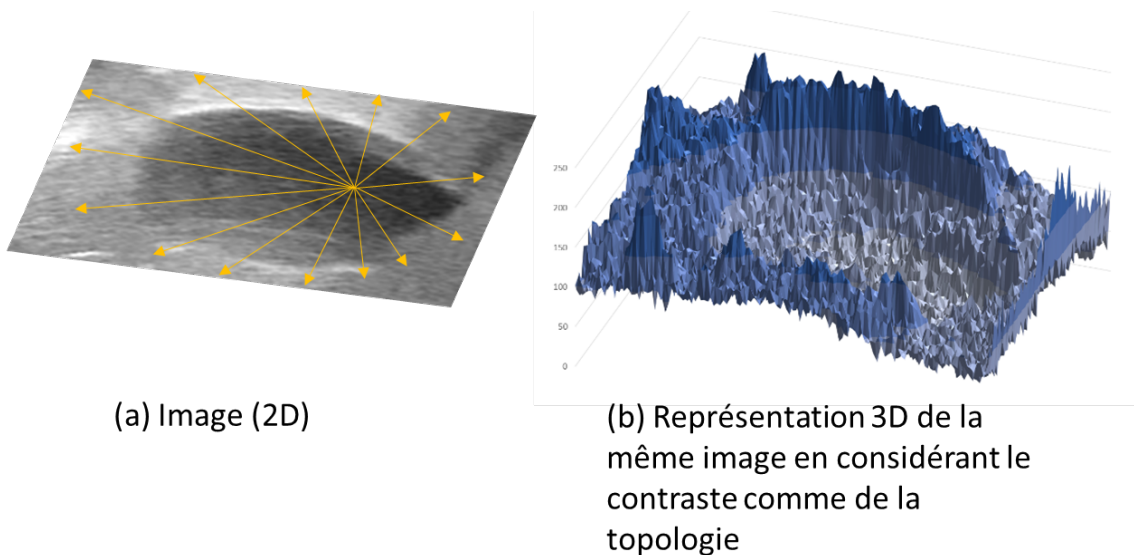


Figure 48 - On observe sur cette vésicule la croissance du niveau de gris depuis le centre de l'organe jusqu'aux bords

Si l'on illustre sur un même graphique (Figure 49) l'ensemble des évolutions observées, on constate sans surprise, pour chacune d'entre elles la même tendance : une phase de croissance, de stabilisation puis de décroissance.

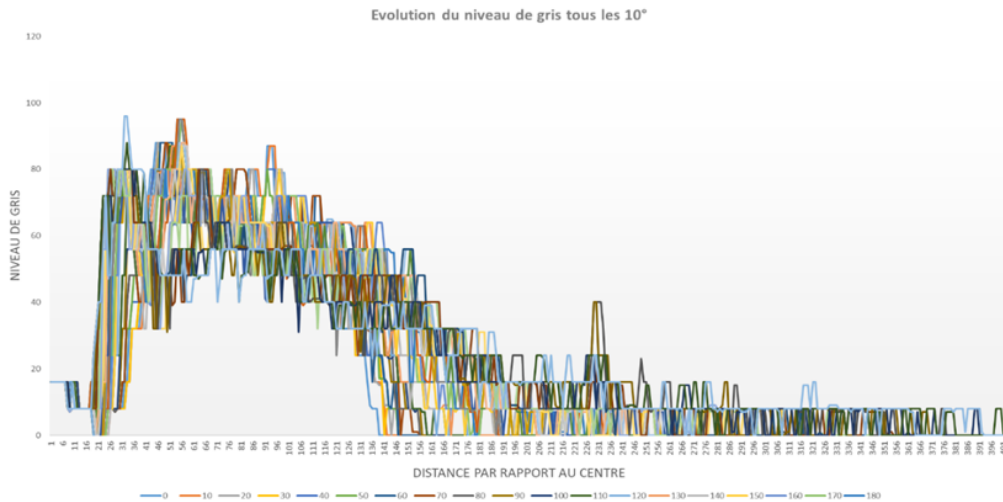


Figure 49 - Le même profil est globalement observé pour le niveau de gris sur les rayons

Pour chacune de ces courbes, il existe une zone correspondant au contour, nous allons identifier un point de contour pour chacune des courbes en analysant leur profil. On peut faire l'hypothèse que le niveau de gris va globalement croître, puis en franchissant le contour de l'organe présenter une rupture de pente pour atteindre un niveau de gris plus important. C'est dans cette zone que l'on va trouver les points candidats à être sur le contour et il faut donc détecter ces ruptures de pentes, la croissance et le maximum des niveaux de gris. L'approximation par deux droites de régression qui essayent de minimiser l'erreur par rapport à la courbe réelle va nous permettre de repérer ce changement de profil (Figure 50).

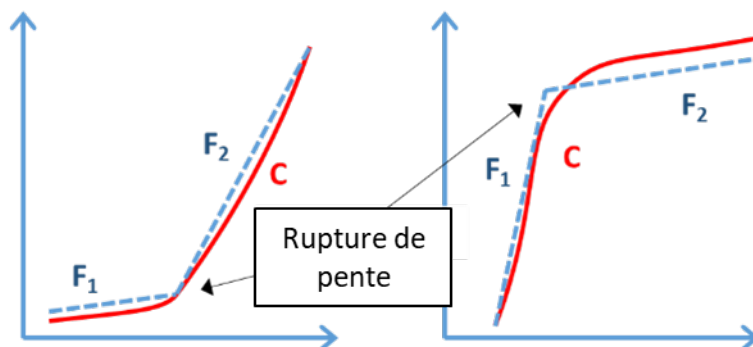


Figure 50 - Modèle proposé pour s'accorder à la courbe C, composé de deux droite de régression linéaires minimisant l'erreur et mettant en évidence la rupture de pente par leur intersection

Généralement, ces ruptures sont détectées en fonction du gradient. Celui-ci est calculé sur des fenêtres de taille fixe dont l'adéquation au signal n'est pas toujours idéale. Nous choisissons ici une méthode reposant sur un modèle, qui s'adapte au signal de manière plus globale.

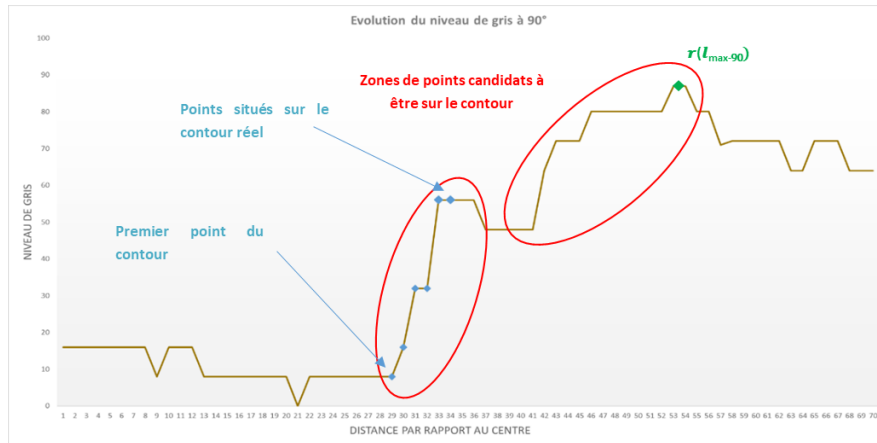


Figure 51 - On représente ici l'évolution de $r_{90}(l)$ avec l variant de 0 à 70.

Ainsi, pour détecter ces points, nous allons estimer l'erreur d'approximation des niveaux de gris à l'aide d'un processus d'approximation linéaire par morceaux. Prenons un volume \mathcal{V} candidat à être un organe, et plaçons nous dans le plan échographique de son point de référence en 2D $\mathcal{M}=(x_m, y_m, z_m)$. On nomme $r_i(l)$ le niveau de gris du pixel situé sur le rayon, faisant un angle avec l'horizontale de mesure, à i -degrés $[0;359]$ situé à une distance l du point \mathcal{M} , la mesure est comptée dans le sens de rotation rétrograde en partant de 0° (à droite). On appellera $l_{\max-i}$ la valeur l pour lequel $r_i(l)$ est maximum sur la demi-droite analysée (Figure 51). Les coordonnées cartésiennes $L=(x_l, y_l, z_m)$ de la position de cette valeur maximum l sont donc, pour tous degrés i :

$$\begin{aligned} x_l &= x_m + l * \cos i \\ y_l &= y_m - l * \sin i \\ z_l &= z_m \end{aligned} \quad (22)$$

On va aussi introduire un entier p qui va varier entre 0 et $l_{\max-i}$ et considérer 2 parties avec une approximation linéaire de $r_i(l)$ sur chacune, l'une pour le domaine $[0; p]$ que l'on appellera \mathcal{F}_1 qui sera située « à gauche » (inférieur à $r_i(p)$, le NVG à p) et l'autre \mathcal{F}_2 pour le domaine $[p; l_{\max-i}]$ qui sera située « à droite » de p (supérieur à $r_i(p)$) (Figure 52).

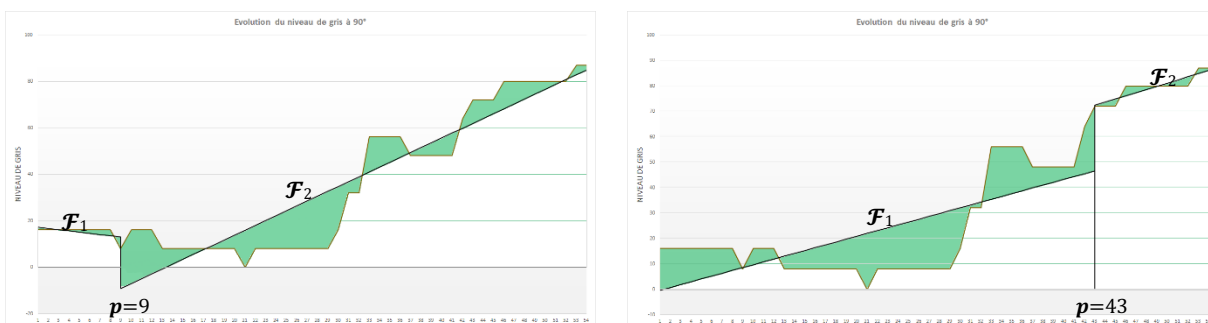


Figure 52 – Tracé des droites de régression linéaires \mathcal{F}_1 et \mathcal{F}_2 pour $p=9$ à gauche et $p=43$ à droite. Les zones en vert correspondent à l'erreur des approximations par rapport au niveau de gris réel.

L'équation des droites de régression linéaire \mathcal{F}_1 et \mathcal{F}_2 s'exprime de manière suivante :

$$\begin{aligned} \mathcal{F}_1(l) &= a_1 * l + b_1 & l \in [0; p] \\ \mathcal{F}_2(l) &= a_2 * l + b_2 & l \in [p; l_{\max-i}] \end{aligned} \quad (23)$$

Avec

$$\begin{aligned}
 a_1 &= \frac{Cov(l, r_i)}{Var(l)} & a_2 &= \frac{Cov(l, r_i)}{Var(l)} \\
 b_1 &= \bar{r}_i - a_1 * \bar{l} & b_2 &= \bar{r}_i - a_2 * \bar{l}
 \end{aligned}
 \tag{24}$$

Et :

\bar{r}_i la moyenne des niveaux de gris $r_i(l)$
avec $l \in [0; p]$

\bar{r}_i la moyenne des niveaux de gris $r_i(l)$
avec $l \in [p; l_{\max-i}]$

Maintenant que l'on a défini les droites de régression linéaire, on va calculer en fonction du seuil p choisi, la somme des erreurs $E_1(p)$ et $E_2(p)$ d'approximation de $r_i(l)$ par \mathcal{F}_1 et \mathcal{F}_2 :

$$\begin{aligned}
 E_1(p) &= \sum_{l=0}^p (r_i(l) - \mathcal{F}_1(l))^2 \\
 E_2(p) &= \sum_{l=p}^{l_{\max-i}} (r_i(l) - \mathcal{F}_2(l))^2 \\
 E(p) &= E_1(p) + E_2(p)
 \end{aligned}
 \tag{25}$$

$E(p)$ est l'erreur totale, correspondant à la somme des deux erreurs $E_1(p)$ et $E_2(p)$ dont on va analyser l'évolution et déterminer, pour quelle valeur de p , $E(p)$ est minimale. La valeur sera notée p^* , voici un exemple de $p^*=30$ dans la Figure 53 :

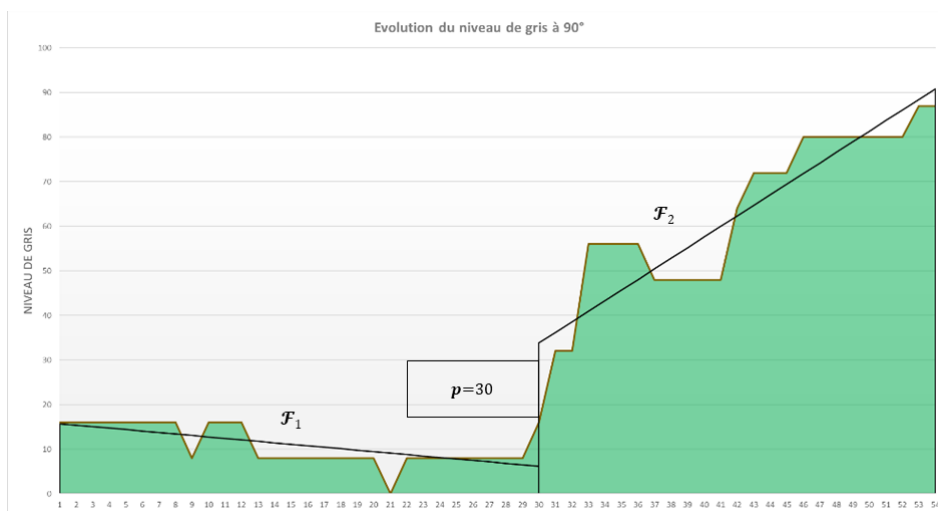


Figure 53 - Les deux droites de régression linéaire qui approximent mieux l'évolution du niveau de gris vont admettre une erreur d'approximation minimale

L'erreur d'approximation associée est tracé dans la Figure 54 :

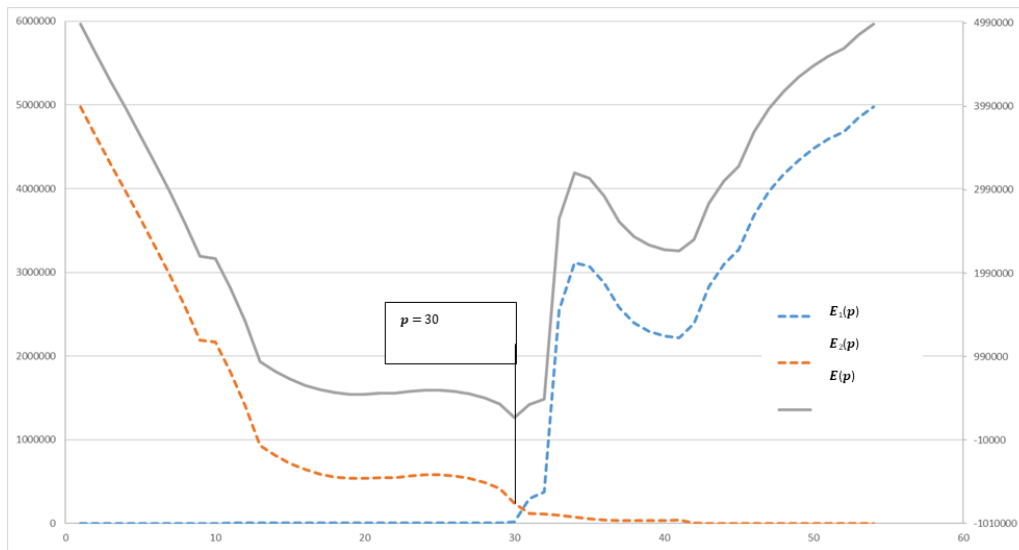


Figure 54 - L'erreur d'approximation de \mathcal{F}_1 est minimale au début, puis c'est \mathcal{F}_2 qui est minimale. La somme des deux erreurs, en gris sur une autre échelle, nous permet d'identifier le point pour lequel il y a une rupture de pente significative.

Dans l'exemple que nous avons choisi, c'est à $p=30$ que de \mathcal{F}_1 et \mathcal{F}_2 vont être le plus représentatives de $r_{90}(\mathbf{l})$, du fait de cette subite rupture de pente. Cependant, il est possible que du fait d'une évolution sensiblement différente, sans présence évidente d'une rupture de pente, ou la présence de plusieurs, le point candidat sélectionné soit erroné. C'est le cas, pour la même image échographique à $i=290^\circ$ (Figure 56), où le point candidat à être sur le contour est trop éloigné du centre (à $p=92$) par rapport à un prédécesseur à $i=280^\circ$ (à $p=82$) pour représenter le contour d'un organe humain.

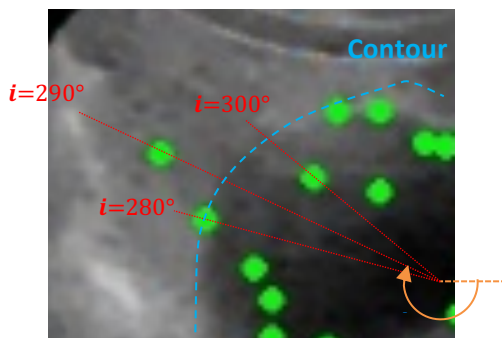


Figure 56 – Exemple avec les point zoomés et tous les 10° seulement. A $i=280$, le point candidat à être sur le contour a été identifié correctement. A $i=290$, la méthode n'a pas placé le point candidat sur le bon contour mais à l'extérieur. Plus loin, à 300° , le point a été mal placé et à l'intérieur de l'organe.

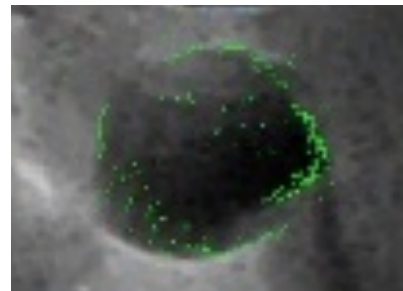


Figure 56 - Constat sur les points candidat à l'étape 1, tous les 1° .

On se retrouve avec une série de points candidats à être sur le contour de l'organe mais tous ne sont pas positionnés correctement sur le contour (Figure 56), il faut donc procéder à un affinage. Ce sera le but du chapitre suivant. A ce stade, on peut établir un état des lieux avant de passer au chapitre suivant :

	Nombre de points	Pourcentage
Nombre total de points	823	
Nombre total de points sur le contour	316	38%

	Nombre de points	Pourcentage
Détection par droite de régression linéaire simple c_i	163	51,5%

Chapitre 6 - DEFINITION D'UNE CONFIANCE

A ce stade, nous estimons que nous avons assez de points candidats à être sur le contour et qu'il va falloir filtrer le résultat, bruité par des points qui sont hors contour. On va sélectionner les points pour lesquels nous sommes confiant mais il faut pour cela définir un critère cohérent. On va étudier, pour chacun des points candidat, le nombre de points trouvés dans son voisinage dans le but de supprimer les points isolés. On observe globalement que les points sont massivement positionnés sur le contour de l'organe. Il faut donc supprimer les points hors contour qui sont isolés. C'est pourquoi l'affinage proposé conservera uniquement les points candidat qui ont, au minimum, un certain nombre de points **Cr** dans leur voisinage (8 ou 24-connextité) comme schématisé dans la Figure 57.

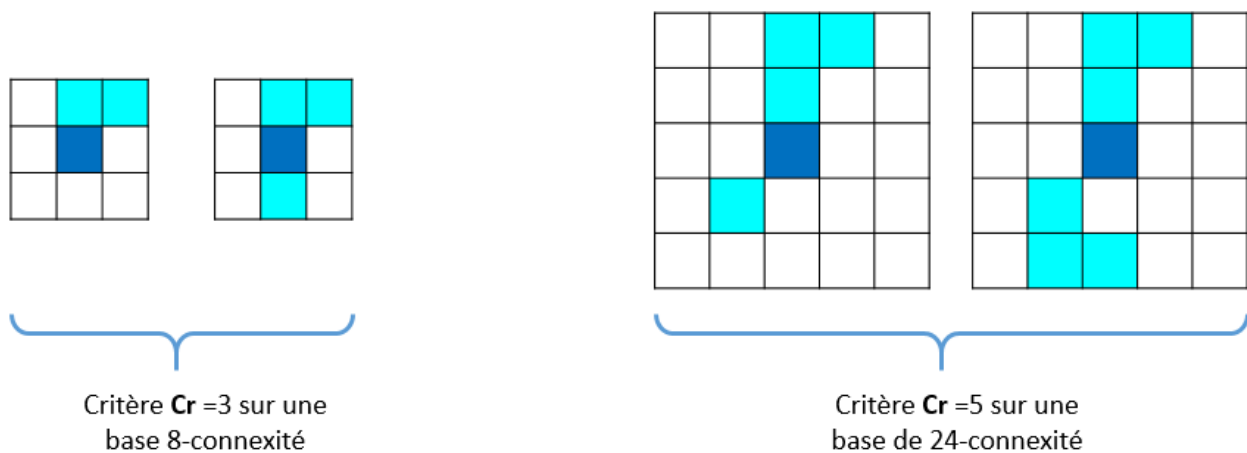


Figure 57 - Le pixel central en bleu foncé sera exclu dans les deux cas à gauche. Dans le cas à droite, il sera conservé car possédant le bon nombre de voisins

Cette méthode d'affinage permet d'obtenir un résultat plus satisfaisant de la délimitation de l'organe en supprimant du bruit à l'extérieur ou à l'intérieur du contour.

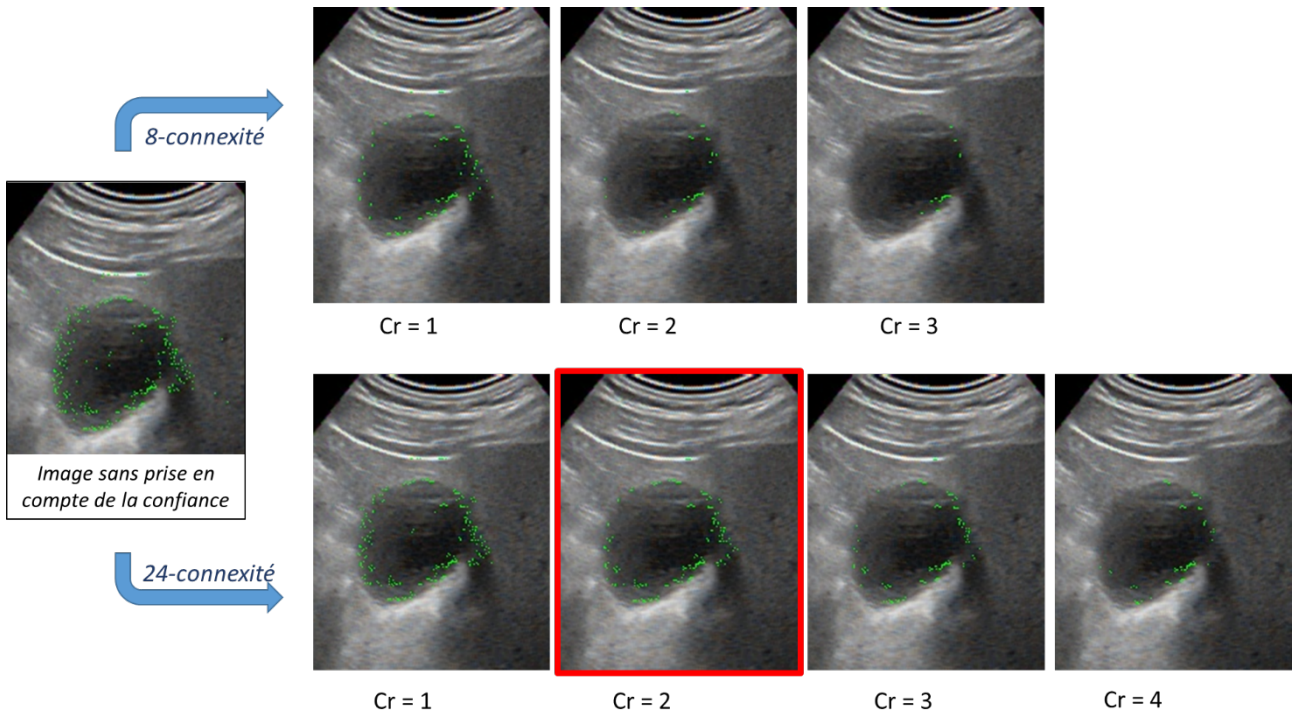


Figure 58 - Résultat de l'étape 2 avec à gauche l'image brut sans prise en compte de la confiance puis à droite, les résultats en haut pour une 8-connectivité et en bas pour une 24-connectivité en proposant différentes valeurs de Cr .

Le nombre Cr et la connectivité sont à choisir correctement car la 24 connectivité peut augmenter le temps de calcul mais permet des résultats bien meilleurs que la 8-connectivité. Par ailleurs, un choix de Cr trop élevé « dégarrit » trop la série de points et une valeur trop faible conserve trop de points erronés (Figure 58). Nous avons choisi de continuer l'étude en proposant une prise en compte de la confiance de 24-connectivité et un critère de sélection Cr de 2.

Chapitre 7 - AFFINAGE DU RESULTAT

Cette dernière étape consiste à délimiter le contour de l'organe à l'aide de la série de points résultant de l'étape 2. Nous allons pour cela utiliser un modèle automatisé de contour actif initialisé avec une enveloppe convexe. L'enveloppe convexe sert donc d'initialisation en partant de l'extérieur et en se rapprochant vers le centre.

Dans un premier temps, l'enveloppe convexe va permettre le regroupement des points de contour dans l'enveloppe convexe des points conservés. On utilise pour cela l'algorithme élaboré dans (Sklansky, 1982) qui calcule une enveloppe convexe d'un polygone à l'aide d'une série de points 2D avec une complexité linéarithmique $O(n \log n)$. Ensuite, pour se rapprocher au mieux du contour, un courbe de contour actif est appliqué avec une initialisation avec l'enveloppe convexe et la courbe des forces s'attache aux données liées au gradient. Le processus est résumé Figure 59 :

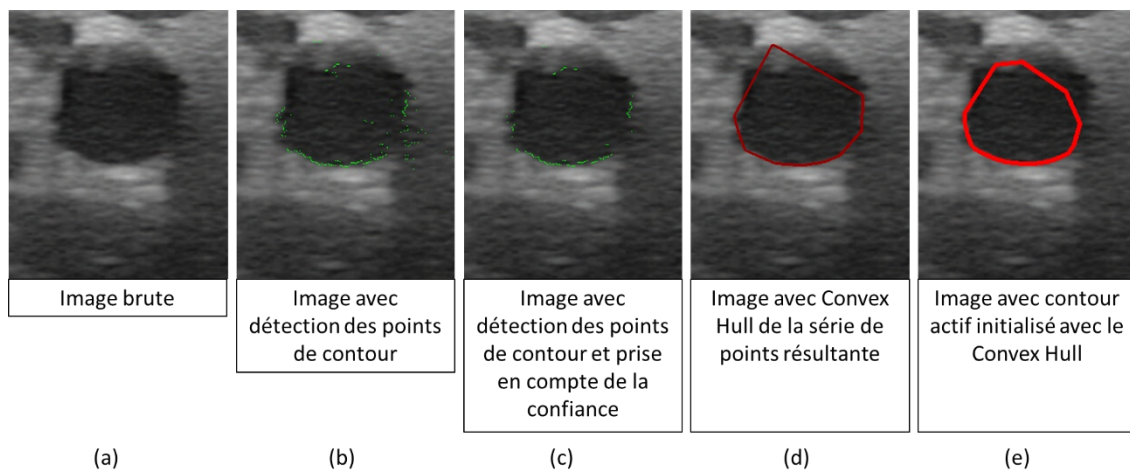


Figure 59 – Carotide en partant d'une image brut à gauche (a) puis la détection des points (b) ainsi que la prise en compte de la confiance (c). On a ensuite l'enveloppe convexe (d) puis le contour actif en (e).

Un exemple sur d'autres images échographiques sur vésicule et cœur sont données en Figure 60, on y trouve la méthode de segmentation sur une image échographique de vésicule et une oreillette droite.

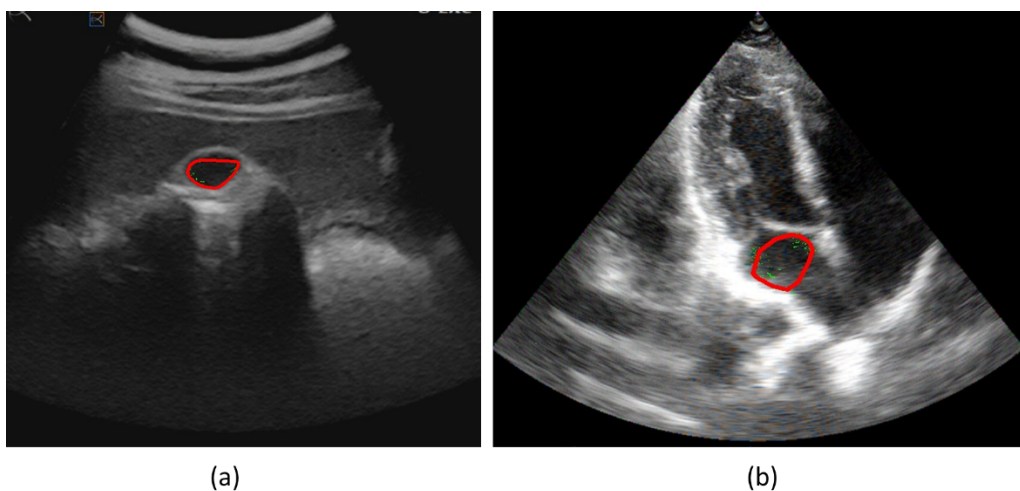


Figure 60 - Résultats de l'étape 3 sur des images échographiques de vésicule en (a) et d'une oreillette droite de cœur (b)

Chapitre 8 - INFLUENCE DES DIVERS PARAMETRES SUR LE RESULTAT

Au cours de l'étude de la conception de la méthode, de nombreuses pistes et idées ont été explorées et des valeurs ou choix ont parfois été faits qui nécessitent une explication ou étude plus approfondie. Nous allons donc voir dans cette partie comment les choix de certains paramètres ont été faits et quelle est l'influence de leur variation. Les choix qui ont dirigé la méthode ont été faites sur un compromis, celui d'avoir à la fois une segmentation précise mais limiter les ressources en calcul de manière à conserver le temps réel de traitement.

1. PHASE DE DETECTION DES ZONES ECHO-SIMILAIRES

1) Intervalle du seuil s , occurrence o et surface minimum

Lors de cette étape initiale, nous avons travaillé sur des images échographiques individuelles et tenté d'extraire les régions d'intérêt avant de les connecter dans l'espace à des régions similaires sur des images échographiques adjacentes. Le choix de l'intérêt ou non d'une région est élaboré en fonction de la stabilité de l'évolution de sa croissance lorsque le seuil de binarisation s augmente sur l'intervalle $[0; 90]$ avec une surface minimum (Equation 17).

Le filtrage sur la taille de la surface permet d'éviter à de trop petites régions de venir parasiter le temps de calcul et de traitement. On sait aussi, physiquement, que les organes recherchés ont une taille non négligeable. Le filtre nous permet donc d'éliminer directement les régions indésirables (Figure 61).

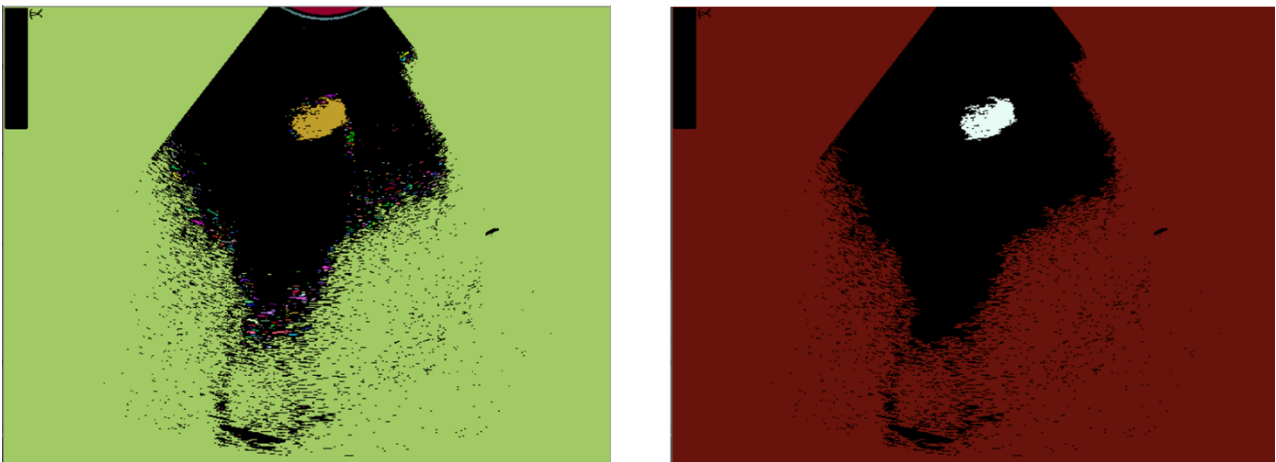


Figure 61 - Exemple de détection de régions, à un seuil s aléatoire (35) pour lequel nous avons à gauche aucun filtre sur la surface et un nombre de régions supérieur à 100 et à droite, un filtrage sur la surface qui met en perspective 2 régions résultantes, dont l'organe (ici une vésicule).

Un autre aspect rentre en compte, si nous avons à faire à des organes plus complexes à segmenter, par exemple la carotide où de nombreuses régions peuvent faire leur apparition avec des surfaces non négligeables mais n'étant pas des organes pour autant. On va donc cette fois se baser sur la stabilité d'une

région au cours de la variation du seuil. Nous estimons qu'une région est digne d'intérêt si elle apparaît au moins 4 fois au cours de la croissance du seuil (σ dans l'équation 17). Un trop petit σ ne filtre pas les régions à grandes surfaces indésirables (Figure 62) et un σ trop grand impacte les ressources de calcul.

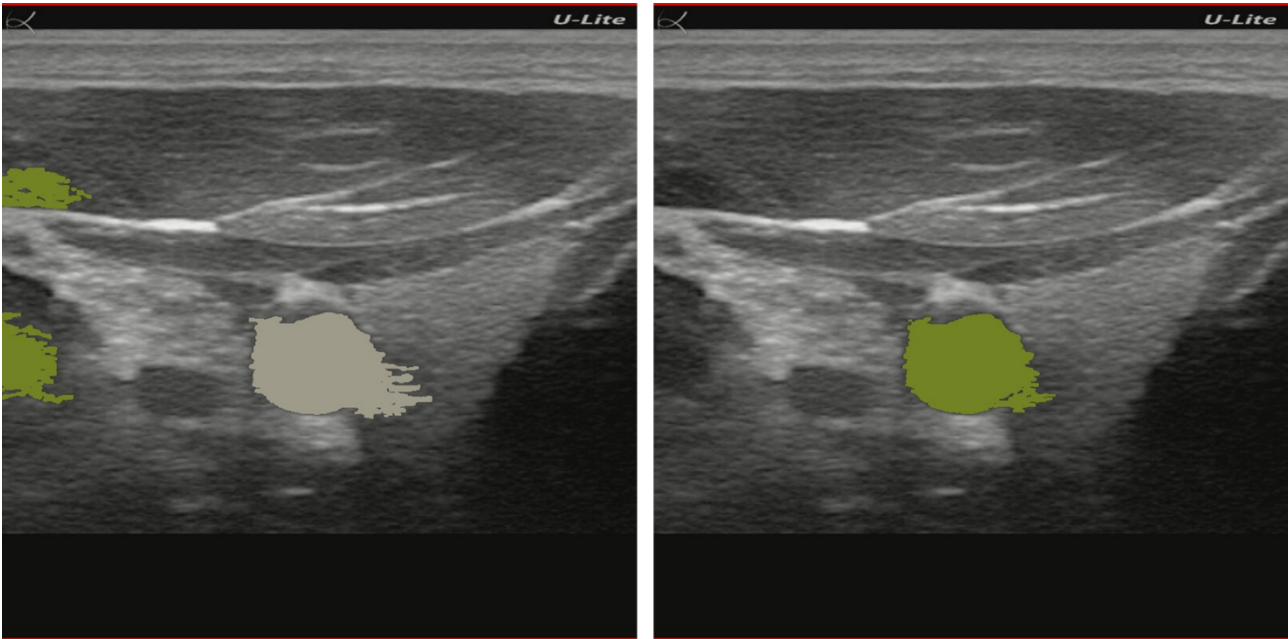


Figure 62 - On compare ici deux échographies de carotide avec à gauche une échographie où l'on accepte toutes les Régions quelque soient leur réoccurrence (σ) au fil des seuils et à droite pour les occurrences supérieures à 4. On applique aussi un filtre sur la surface. Par ce filtrage sur l'occurrence, on peut ainsi éliminer des régions indésirables.

2. PHASE DE CONNEXION DANS L'ESPACE

1) Antécédence de la Région sur les images adjacentes

La recherche de connexion dans l'espace s'avère importante car c'est elle qui consolide la confiance qu'on apporte à une région détectée pour être un organe. On porte maintenant notre attention sur l'aspect spatio-temporel de l'étude en allant rechercher une antécédence de la région dans les images échographiques adjacentes. Si une région s'avère récurrente dans les images antécédentes adjacentes, alors il s'agit avec une plus grande probabilité d'un organe et non pas d'une région éphémère. Il y a donc un compromis entre le nombre d'images adjacentes à aller analyser et les ressources de calcul. Si le nombre d'images antécédentes à analyser est trop important, on augmente les ressources nécessaires en calcul et on peut filtrer un organe qui n'aura pas assez d'antécédences. Par ailleurs, un trop petit nombre d'images antécédentes à analyser ne filtre pas assez les régions éphémères car elles peuvent aussi se répéter quelques fois. Nous avons décidé qu'une région est intéressante si elle est récurrente dans les 4 dernières images.

2) Recherche du centre de gravité

La représentation d'un organe, dans une image échographique, peut changer de place sur l'image lorsque la sonde se déplace. Si au cours d'une acquisition, la sonde bouge trop en rotation ou en translation, le centre de gravité de l'organe qui n'est à ce stade qu'une région, se déplace aussi. C'est pourquoi, lors de la recherche d'antécédence, la méthode doit pouvoir s'adapter à un centre de gravité qui se déplace dans un certain rayon. Afin d'éviter que de mêmes régions ne puissent se connecter dans l'espace à cause de la distance de leur centre de gravité, nous admettons que deux régions sur des images échographiques adjacentes sont en réalité les mêmes si le centre de gravité de la région antécédente est compris dans un rayon de 4% de la taille de l'image échographique.

3. PHASE DE DETECTION DES CONTOURS

1) Etude du voisinage

Lors de la prise en compte de la confiance et l'étude du voisinage d'un point de contour afin de déterminer s'il est conservé ou non, il y a le choix du voisinage envisagé. Décrit en Figure 58, il est caractérisé par la taille du voisinage (nombre de connexité) ainsi que le nombre de voisins (Cr). Le choix de ces deux critères ne doit pas détériorer la qualité de la détection ni impacter les ressources de calcul pour conserver une segmentation en temps réel.

2) Saut de degrés

Il peut être pertinent, pour limiter le temps de calcul, d'envisager de détecter un point non pas tous les degrés mais tous les 2 degrés ou même plus. Malheureusement, la qualité des résultats peut être impactée et le gain en temps n'est pas significatif car c'est l'étape de détection des zones echosimilaires qui influe le plus sur le temps de calcul.

La Figure 63 présente des résultats de la variation du pas de degrés ou la qualité de la segmentation diminue lorsque le pas augmente.

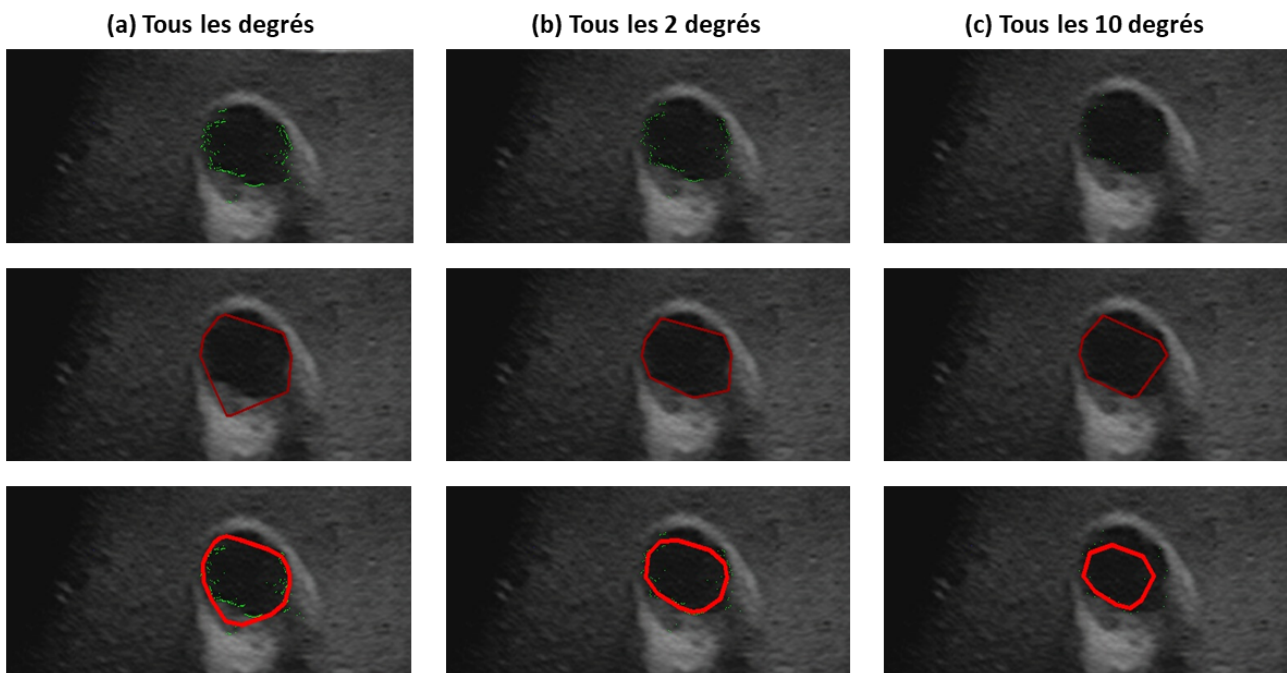


Figure 63 - Différentes segmentations d'une carotide en faisant varier le pas de degrés en 1, 2 puis 10. Au fur et à mesure que le pas augmente, la qualité de la segmentation diminue en perdant la partie basse de la paroi en (b) puis en perdant tout le contour en (c)

Chapitre 9 - EVALUATION DE LA METHODE PAR DONNEES SIMULEES A L'AIDE DE FANTOMES

Dans cette partie nous allons nous concentrer sur l'évaluation de la méthode par la pratique à travers une expérience. Le but est de déterminer si la méthode est capable de segmenter les bonnes surfaces d'un organe. Pour cela, des formes volumiques diverses seront construites, étudiées et échographiées pour en recalculer les dimensions par la méthode.

1. CONSTRUCTION DES VERITES TERRAIN

Ici nous nous intéresserons à la façon dont les organes ont été simulés. Nous avons choisi de construire 3 types d'organes (Figure 64). Les organes étudiés ont généralement un volume variant entre 20ml et 60ml mais parfois avec des formes diverses (sphériques, ellipsoïdes, ...). Nous avons donc choisi les 3 types d'organes suivants :

- Un « organe 1 » sphérique d'un volume de 20ml (a)
- Un « organe 2 » allongé d'un volume de 20ml (b)
- Un « organe 3 » sphérique d'un volume de 60ml (c)

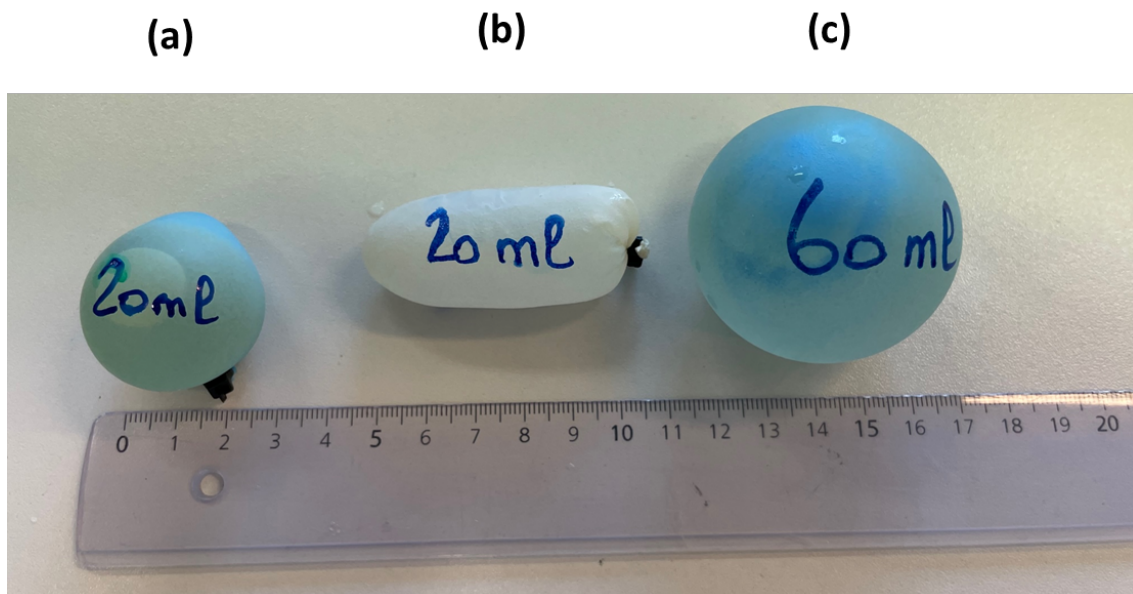
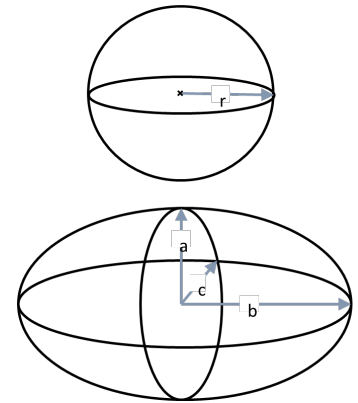


Figure 64 - Les différentes formes à reconstruire

Les caractéristiques sont données dans le Tableau 9 suivant :

	Volume		Rayon (s)		
	ml	cm ³	cm		
Organe 1	20	20	1,683890301		
Organe 3	60	60	2,428590063		
			a	b	c
Organe 2	20	20	1.2	2.75	1.2

Tableau 9 - Caractéristiques des Organes simulés



Ensuite, ces organes sont immergés dans de l'eau contenue dans un récipient dont les parois sont partiellement moussées pour l'absorption des ultrasons, on effectue une prise d'image avec la plus grande section tel que schématisé dans la Figure 65. Pour une sphère, il s'agit donc de n'importe quelle surface passant par le centre. Pour un ellipsoïde, ce sera le plan contenant les rayons a et b.

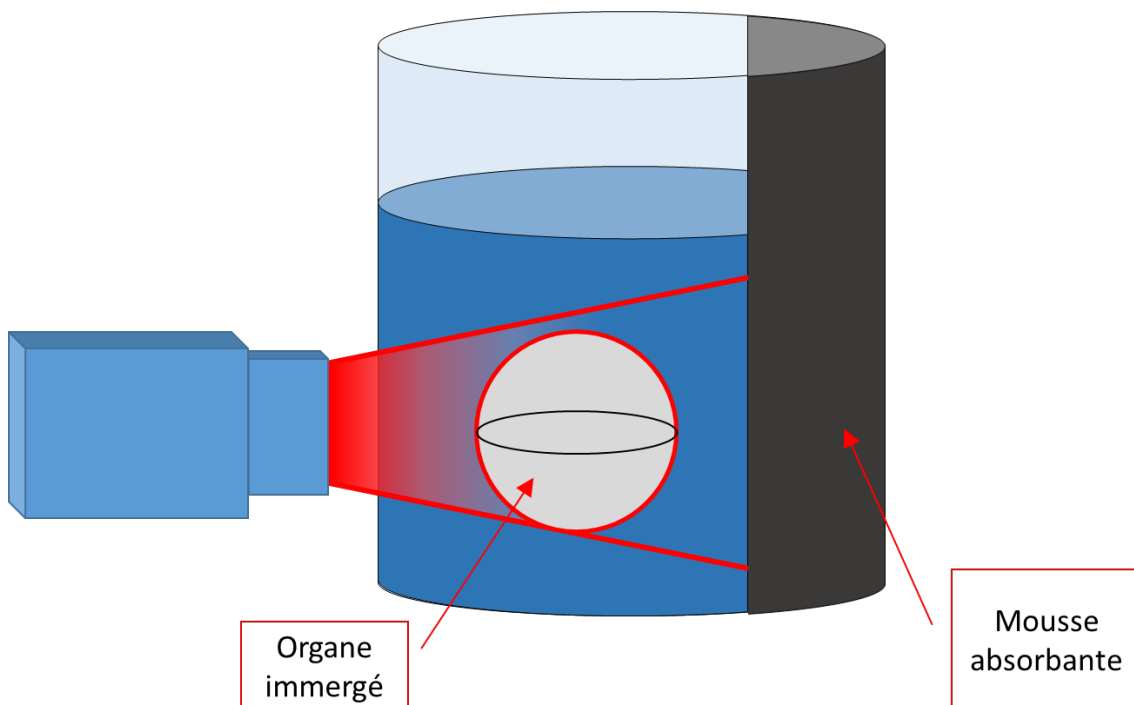


Figure 65 - Protocole expérimental de prise d'image d'un organe simulé

Un exemple d'image échographique prise en suivant ce protocole est présenté Figure 66 :



Figure 66 - Image échographique d'un organe sphérique de 60ml simulé (Organe 3)

La forme retrouvée est conforme à ce qui est attendu et le milieu correspond bien à ce qui est observé au cours d'une échographie d'un organe sur un humain.

2. DETECTION DE L'ORGANE SIMULE ET ESTIMATION DES DIMENSIONS

1) Organe 1

L'image échographique est prise dans le plus grand plan possible, c'est-à-dire un plan qui passe par le centre (Figure 67). L'aire de la surface, donnée en pixel, est de 18141, ce qui correspond à un rayon moyen de 76 pixels, soit 1.51 cm et donc $7,16\text{cm}^2$. On est donc à une erreur de 9.7% de la valeur théorique.

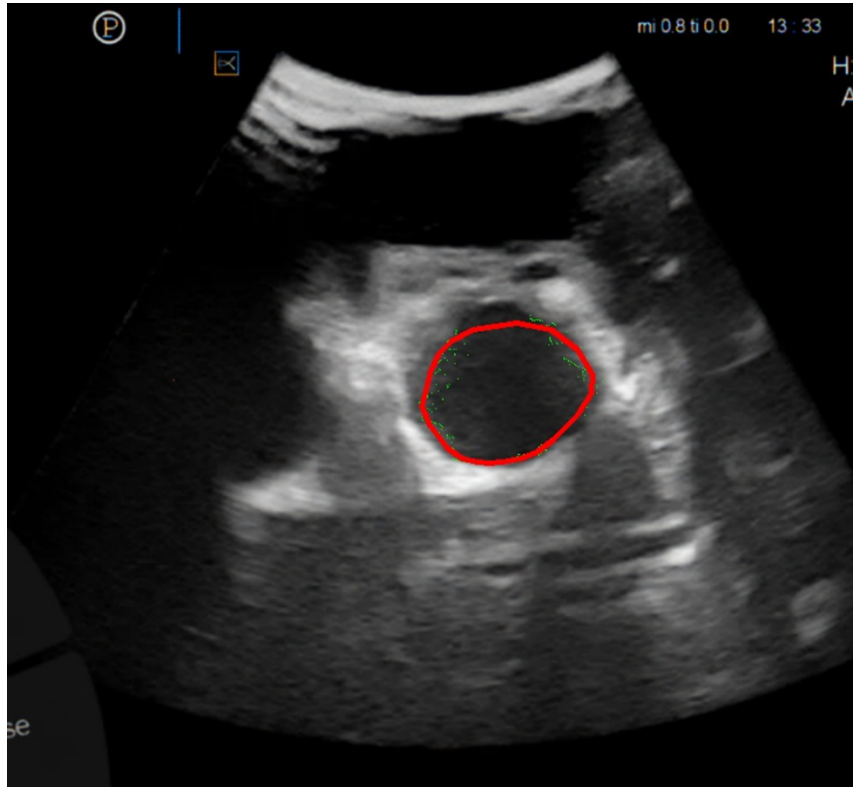


Figure 67 - Segmentation de l'image échographique de l'organe simulé sphérique de 20 ml (Organe 1)

2) Organe 2

L'organe 2 de 20ml allongé est pris également selon son plan grand plan. On déduit une surface de 19680 pixels ce qui correspond à un écart de 6% avec la surface théorique. Les dimensions des petits et grands rayons sont elles aussi calculées pour donner les valeurs respectives de 1.23cm (2.5% erreur avec le théorique) et 4.9cm (11% erreur avec le théorique). L'écart un peu plus important pour le grand axe provient du décalage de contour segmenté observé à l'Ouest dans la Figure 68. La surface théorique est de 10.36cm² tandis que la surface segmentée est de 9,46cm².

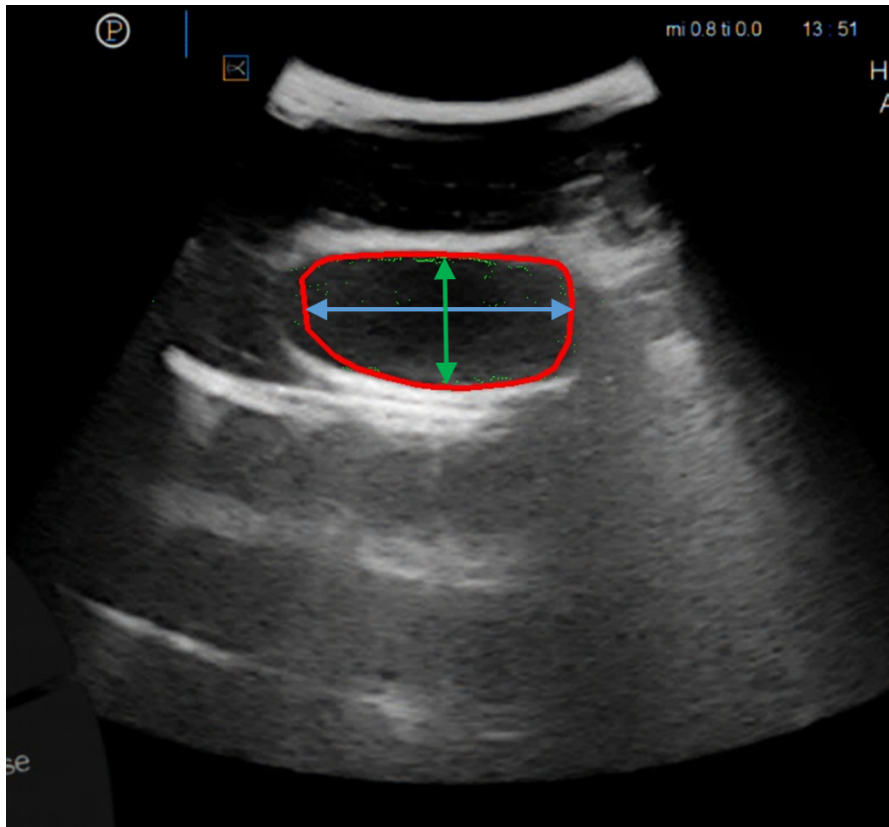


Figure 68 - Segmentation de l'image échographique de l'organe simulé allongé de 20 ml (Organe 2)

3) Organe 3

L'organe 3 (Figure 69) de 60ml sphérique met en évidence une surface de 38831 pixels, ce qui nous donne un rayon moyen de 111 pixels, c'est-à-dire 2.22 cm. On est donc à un écart de 8,4% avec la valeur théorique.

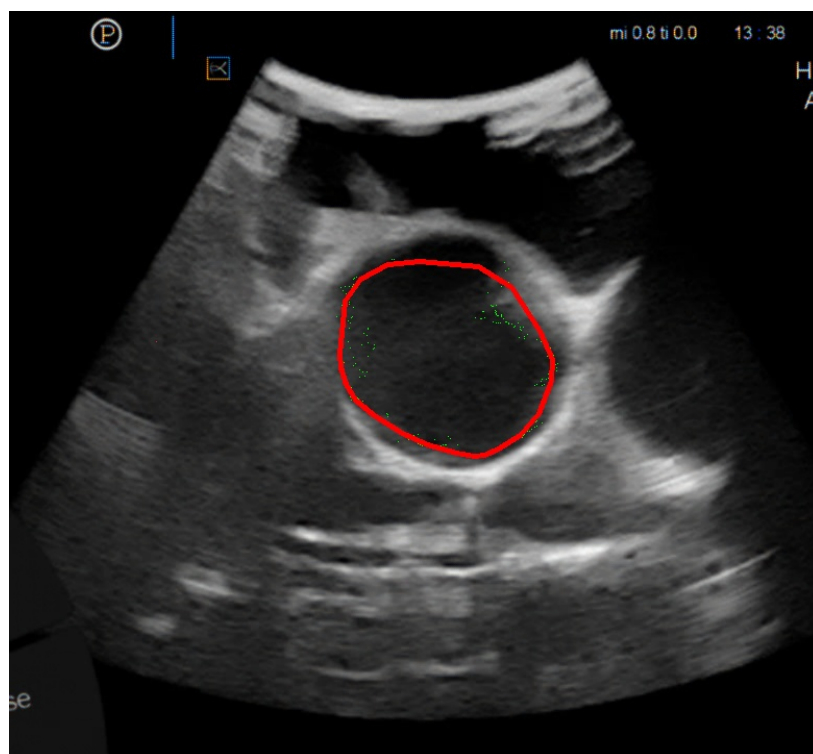


Figure 69 - Segmentation de l'image échographique de l'organe simulé sphérique de 60 ml (Organe 2)

Chapitre 10 - EVALUATION DE LA METHODE SUR DES IMAGES REELLES

La méthode a été testée sur 22 images échographiques avec différents organes dont la vessie, artères, vésicule et cavités cardiaques. Afin d'évaluer la méthode, 2 experts ont tracé manuellement le contour de l'organe recherché à différentes épaisseurs. La qualité du contour détecté est calculée en mettant en évidence les points de contours segmentés en commun avec la vérité terrain faite par l'expert. L'évaluation est faite en utilisant le ratio défini dans la formule (26). Considérant les points de contour D , on note $Di(w)$ le nombre de points de contour contenu dans la vérité terrain rapportée à l'épaisseur w .

$$R(w) = \frac{Di(w)}{D} * 100 \quad (26)$$

Lorsque l'on compare l'expert 1 à l'expert 2, la vérité terrain $R(w)$ varie de 5% à 49% et lorsque la comparaison est faite en prenant l'expert 2 en référence, la variation est de 5% à 34%. La segmentation des organes est particulièrement bonne pour les images échographiques dont le plan est proche du centre de l'organe. La qualité diminue pour les images échographiques en périphérie de l'organe. Evidemment, la qualité de l'image échographique acquise a un impact significatif sur la qualité des résultats ; le gain de l'image par exemple, retourne une image échogène de l'organe qui rend difficile la détection de la rupture de pente. De même, une évolution trop progressive et linéaire du niveau de gris le long d'un rayon empêche une bonne détection du contour, tant visuellement que par la méthode développée. La multiplication des points de référence d'où partent les rayons, décrite plus loin, n'a pas permis de palier à ce problème. En réalité, elle multiplie les points corrects mais aussi les points aberrants et ne permet donc pas d'améliorer le résultat.

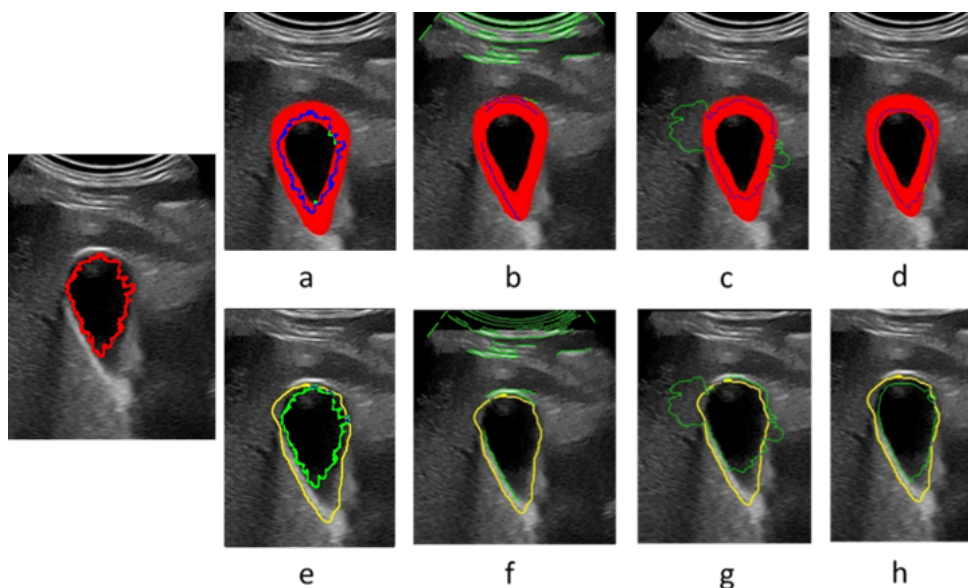


Figure 70 - Les résultats de notre méthode sont présentés à gauche. De (a) à (d), les résultats de différentes méthodes avec l'épaisseur proposée par l'expert 1. De (e) à (h), on compare avec les mêmes méthodes avec l'épaisseur tracée par l'expert 1. Les méthodes de comparaison sont, pour (a) et (e) notre méthode, pour (b) et (f) la méthode Canny, le watershed pour (d) et (h) et le deep learning pour (d) et (h).

Dans la Figure 70, nous comparons notre méthode à d'autres méthodes courantes et selon les deux vérités terrain de l'expert 1 et de l'expert 2. Pour l'expert 1, la vérité terrain est en rouge, pour l'expert 2, la vérité terrain est en jaune. Lors de la comparaison avec les 2 vérités terrain, les bons points de contours sont en bleu et les mauvais points de contours en vert.

Avec la vérité terrain de l'expert 1 et sur toutes les images testées, l'évaluation nous donne un ratio entre 20% à 95% et 5% à 34% pour l'expert 2 dont les contours plus fins sont plus exigeants. Les résultats sont tous de même bien meilleurs que le Canny ou le watershed tandis que le Deep learning permet montre de bons résultats similaires même si le temps de traitement nécessaire a été bien supérieur.

Chapitre 11 - AXES DE RECHERCHE ENVISAGES

Au cours de la construction de la méthode, nous avons exploré de nombreuses pistes que cela soit pour la détection des points de contour, ou l'affinage des résultats. Nombre d'entre elles sont restées sur papier sous forme de théorie et d'autres ont été testées dans la pratique avec plus ou moins de bons résultats. Nous avons décidé de consacrer cette partie à certaines d'entre elles en les détaillant et expliquant pourquoi nous avons fini par les abandonner.

1. MULTIPLICATION DES POINTS DE REFERENCE

Avant de proposer une méthode de filtrage ou affinage qui permettrait de conserver uniquement les points sur le contour, on constate aussi que dans certaines directions, aucun des points candidats ne se situe sur le contour de l'organe, laissant des zones de contour désertes. Le profil de $r_i(l)$ n'a donc pas présenté une rupture de pente significative qui correspondrait à un contour. Par ailleurs, comme l'analyse se fait le long des rayons degrés par degrés, si le contour est trop loin du centre de référence alors les points candidats seront trop écartés les uns des autres. On se retrouverait avec des contours très pauvres en points candidat. Nous proposons donc de réitérer la méthode en multipliant et en déplaçant le centre de référence et ce, afin d'obtenir d'autres points candidats possibles sur des droites différentes. Le centre de référence sera déplacé sur des demi-droites D_i séparées de 10° à partir du centre de référence initial \mathcal{M} en réduisant à $9/10$ la distance qui le sépare du point jaune (e_i) étant le premier point sélectionné précédemment sur la droite. On appellera ces nouveaux centres de référence les points $\mathcal{M}_i=(x_{c-i}, y_{c-i}, z_{c-i})$. A partir de chacun de ces nouveaux centres de référence, on va réitérer la construction de la modélisation ainsi que l'identification du point pour lequel la somme des erreurs est minimale.

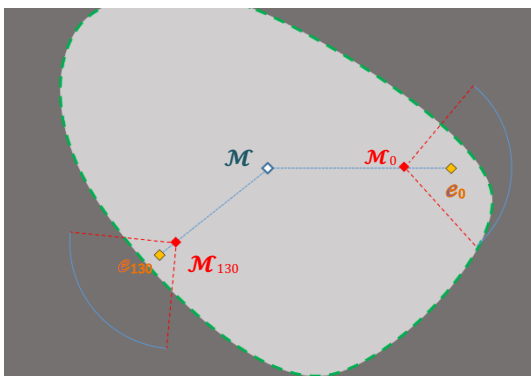


Figure 72 – Exemple des zones de recherche des nouveaux centres de gravité pour \mathcal{M}_{130} et \mathcal{M}_0 avec les zones de recherche de 90° en bleu

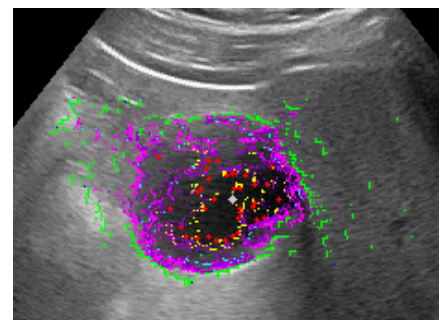


Figure 71 – Constat sur les points candidats à l'étape 2

Cependant, on ne va pas étudier les $r_i(l)$ sur 360° mais uniquement sur des secteurs de 90° orientés vers l'extérieur de l'organe, centrés sur \mathcal{M}_i (Figure 72). Les coordonnées de \mathcal{M}_i , sont données par :

$$\begin{aligned}
 x_{c-i} &= x_m + (0,9) * d(\mathcal{M}, e_i) * \cos i \\
 y_{c-i} &= y_m - (0,9) * d(\mathcal{M}, e_i) * \sin i \\
 z_{c-i} &= z_m
 \end{aligned}
 \tag{27}$$

Comme, pour chacun des rayons de chaque nouveau centre de gravité, on va avoir 3 points (maximum, méthode de régression linéaire puis linéaire récursive), la quantité de points sera significativement augmentée. Seulement, l'augmentation des points, outre la durée de calcul, n'a pas eu d'impact sur la qualité de la segmentation. Elle a permis de multiplier les points sur le contour mais aussi ceux hors contour (Figure 71).

2. METHODE DE LA TOILE D'ARAIGNEE

Cette méthode, permettant d'affiner les résultats et de fermer le contour après avoir supprimé les points indésirables, tire nom d'une toile d'araignée que l'on aurait tracé entre les points détectés lors de l'étape de modélisation optimale de l'évolution des niveaux de gris sur les rayons.

Après avoir mis en évidence une série de points candidats à être sur le contour par la méthode de régression linéaire. Certains sont bons, d'autres sont hors contours (à l'intérieur ou à l'extérieur de l'organe). On va alors tracer une toile entre les points pour étudier leurs distances les uns des autres, tenter de regrouper les points entre eux et supprimer ceux qui étirent la toile d'araignée. En partant d'un point initial n°1, on trace les segments qui le relie au points suivants n°2 et n°3 et on relève les distances en pixels $d_{1,1}$, $d_{1,2}$ et $d_{1,3}$. Ces distances doivent respecter les relations (28, 29) auquel cas des points doivent être supprimés car considérés trop éloignés ou incohérents des autres.

On estime qu'une série de points est cohérente lorsque la distance entre deux points successifs reste inférieure à la distance qui sépare deux points non-successifs. En d'autres termes que la distance qui sépare n°1 et n°2 ne puisse être inférieure à la distance qui sépare n°1 et n°3, ni la distance qui sépare n°1 et n°4. Pour des raisons de ressources, on déploie l'analyse en étudiant les distances qui séparent uniquement un point des trois suivants et uniquement sur deux points à la fois. C'est-à-dire la distance qui sépare n°1 et n°2 ($d_{1,2}$), n°1 et n°3 ($d_{1,3}$), n°1 et n°4 ($d_{1,4}$) ainsi que n°2 et n°3 ($d_{2,3}$), n°2 et n°4 ($d_{2,4}$) et finalement n°2 et n°5 ($d_{2,5}$). Le cas idéal est présenté en Figure 73 où la série de points n°1 à n°5 respecte les critères (28) et (29).

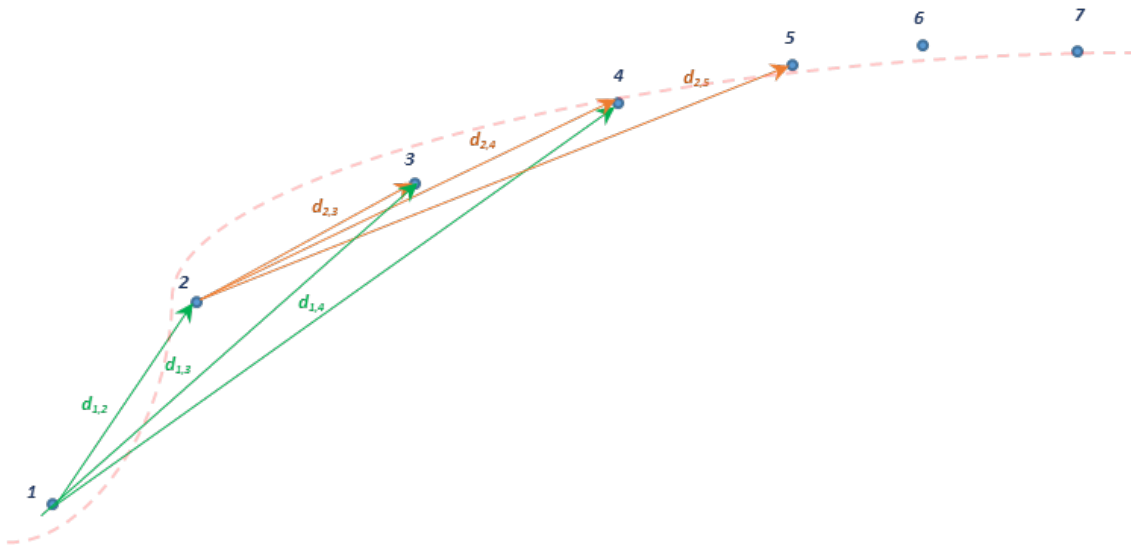


Figure 73 - Affinage des résultats par tissage de segments, les points 1 à 5 sont cohérents les uns par rapport aux autres. On les conserve donc tous et on itère la méthode en partant du point 2.

$$\begin{aligned} d_{1,2} &\leq d_{1,3} \\ d_{1,2} &\leq d_{1,4} \\ d_{1,1} &\leq d_{1,4} \end{aligned} \quad (28)$$

$$\begin{aligned} d_{2,3} &\leq d_{2,4} \\ d_{2,4} &\leq d_{2,5} \end{aligned} \quad (29)$$

On trouve en Figure 74 un exemple de série de points où le deuxième point est exclu car il ne respecte pas un des critères.

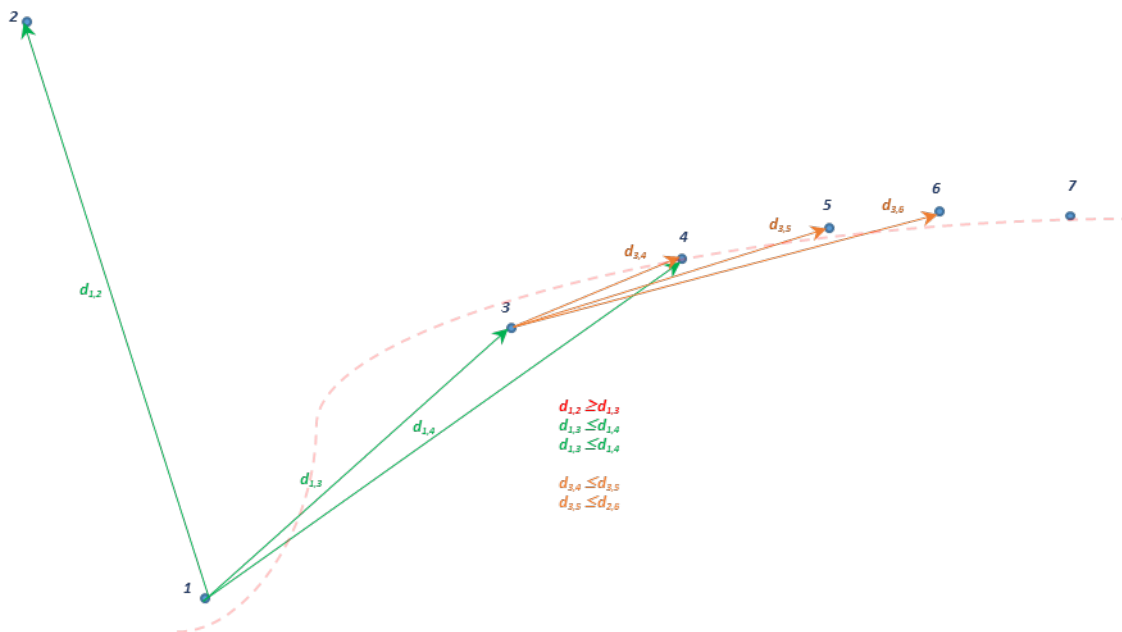


Figure 74 - Exemple d'un cas de figure où la méthode exclu le point n°2 qu'elle ne considère pas comme cohérent, on itère la méthode en partant du point n°3.

On rapporte d'autres cas de figure en Annexe 1. Cette méthode n'a pas été approfondie car de nombreux problèmes se sont répercutés. Dans un premier temps, la méthode part du principe que l'initialisation automatique est bonne, c'est-à-dire que le point de départ n°1 est sur le contour, ce qui n'est pas nécessairement vrai et une mauvaise initialisation peut engendrer un affinage complètement faux. Ensuite, les critères d'exclusion peuvent dégarnir considérablement le contour de l'organe et ne laisser que très peu de points. Pour finir, cette méthode fonctionne lorsque le contour de l'organe est de forme circulaire mais n'est pas du tout adaptée aux organes de différentes formes comme par exemple une artère longitudinale.

3. METHODE D'AFFINAGE PAR ETAU

Cette méthode a été proposée pour l'affinage des résultats à l'issue de la modélisation optimale de l'évolution des niveaux de gris sur un rayon. Elle se base sur la confiance que l'on accorde au fait que la majorité des points détectés sont bons et qu'une faible fraction est fausse. On va donc ramener les points trop écartés vers le contour en les enfermant dans un « étau » qui va progressivement se refermer là où la densité de points sera la plus élevée. La perpendiculaire aux mâchoires de l'étau extérieur et intérieur part du centre \mathcal{M} du plan de l'organe. Les étaux extérieurs et intérieurs sont placés à une distance $L/2$ du point détecté pour cette orientation, c'est-à-dire le Point n°4 sur la Figure 75 tandis que leur largeur est de ℓ .

L'idée est donc de ramener les mâchoires de l'étau intérieur et extérieur l'un vers l'autre afin de rassembler les points. A chaque fois qu'une mâchoire va rencontrer un point le long de son parcours, sa progression va ralentir.

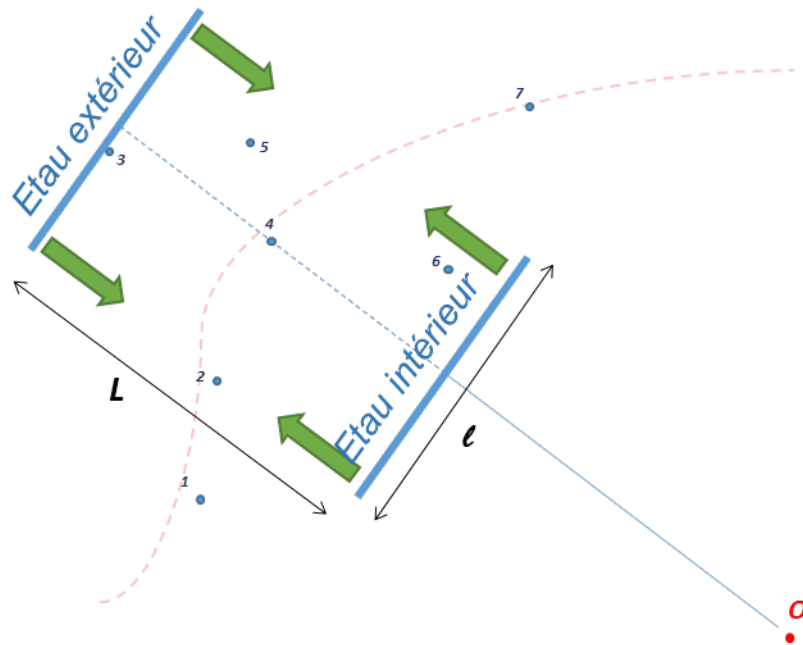


Figure 75 - Schéma explicatif de l'étai ou les points éloignés sont ramenés vers le contour en se basant sur la confiance de la bonne proportion de points

Les 2 parties de l'étai vont finir par se rejoindre là où la densité de points sera la plus élevée. La progression du cas de la Figure 75 est donnée en Figure 76.

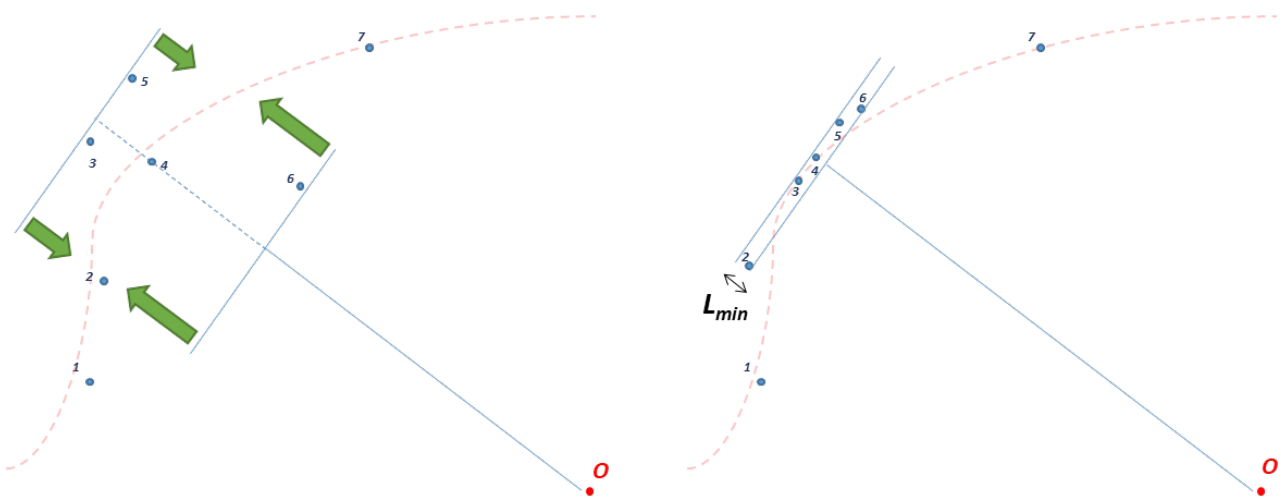


Figure 76 - Progression des deux parties de l'étai (extérieur et intérieur) selon la densité de points rencontrée au cours de leur parcours respectifs lors d'une étape intermédiaire à gauche et une étape finale à droite.

On constate selon l'exemple en Figure 76 que l'étai extérieur va progresser moins rapidement que l'étai intérieur car il va croiser le point n°3 et n°5 prématurément. L'étai intérieur, lui, va d'abord croiser le point n°6 mais va être moins freiné que l'étai extérieur. Le processus se termine lorsque la distance L_{min} est atteinte entre les deux parties de l'étai et on constate que dans l'idéal, l'équilibre repositionne le point n°4 sur le contour. Le processus est alors appliqué pour le point n°5.

4. METHODE D’AFFINAGE PAR BARYCENTRE

Cette méthode aussi a été proposée pour affiner les résultats après l’étape de modélisation optimale de l’évolution des niveaux de gris sur un rayon. Elle propose, pour un cercle de rayon r placé au centre de chaque point détecté, de calculer le barycentre formé par les points contenus dans ce cercle. Sur la Figure 77, l’exemple est donné sur le point n°12 où les points contenus dans le cercle donnent un barycentre représenté en vert qui va se replacer, idéalement, sur le contour.

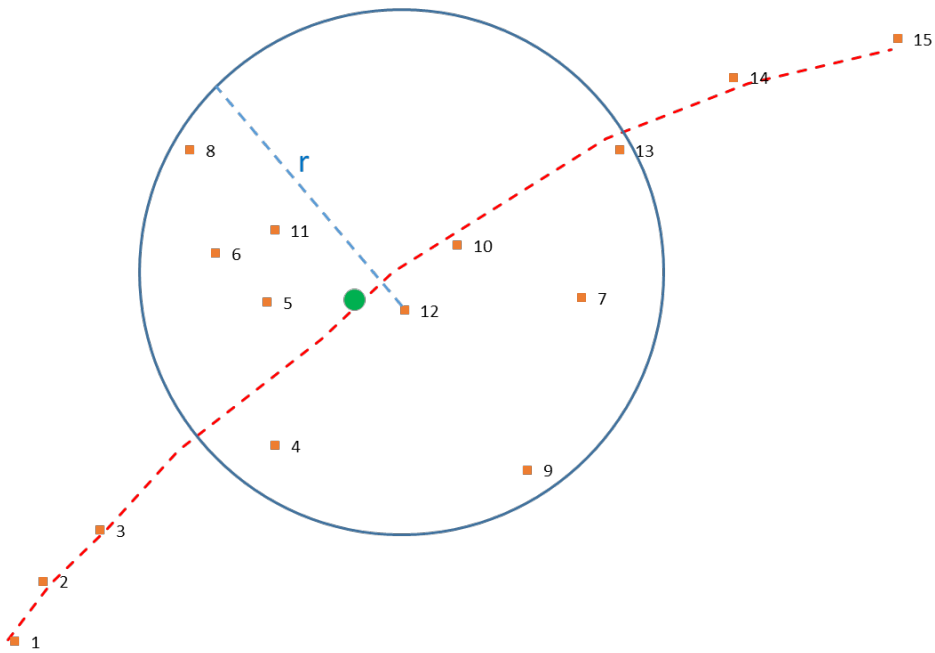


Figure 77 - Pour le point n°12, les points n°4 à n°13 sont contenus dans le cercle de rayon. Le Barycentre calculé dans ce cercle est représenté en vert

Chapitre 12 - APPROCHE 3D

Au cours de ce chapitre nous allons appliquer le principe d'une analyse 1D non plus sur des plans 2D de scans échographiques mais cette fois sur un volume complet ou en d'autres termes sur la série de scans adjacents. La détection des contours ne va donc plus se faire sur un plan tous les degrés mais sur un espace 3D. Pour cette méthode, contrairement à précédemment, l'acquisition préalable du volume complet est nécessaire, elle ne peut donc être appliquée en temps réel mais en post-processing. Les résultats restent cependant accessibles à l'issue de l'analyse qui est quasiment immédiate.

1. ACQUISITION VOLUMIQUE PAR BALAYAGE

La première étape consiste à balayer un volume complet de la zone de l'organe pour obtenir une série d'images échographiques, représentant ce volume. Une fois acquis, nous allons étudier les images qui composent cette série individuellement et connecter les régions adjacentes dans l'espace comme expliqué dans le 2 Connection dans l'espace .

Afin d'obtenir une échographie volumique de l'organe complet, nous procédons à un balayage de la fenêtre acoustique (Figure 78). La méthode 2D nous permet un bon positionnement car elle permet de trouver en temps réel et précise une coupe centrée de l'organe.

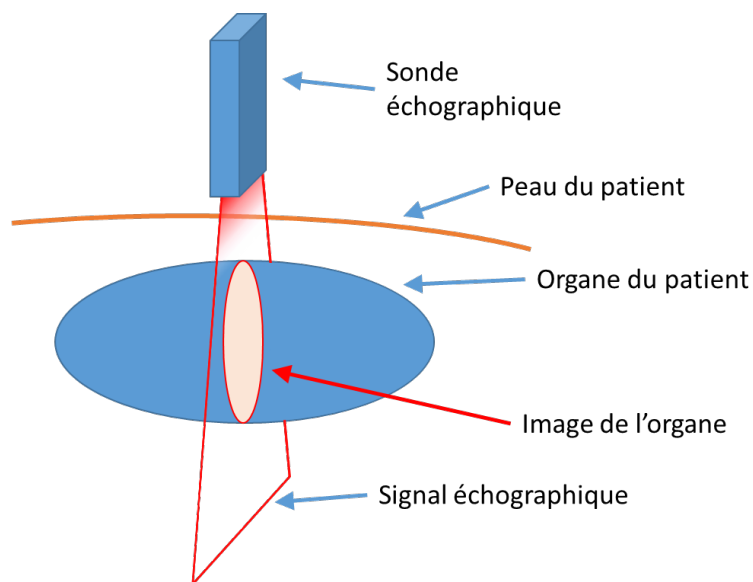


Figure 78 - Placement optimal de la sonde sur la fenêtre acoustique pour un balayage

Une fois la sonde positionnée correctement selon l'organe, la vérification de la bonne fenêtre acoustique est possible à travers un balayage manuel complet de la fenêtre acoustique pour s'assurer que l'organe est contenu dans le balayage. Un repositionnement peut s'avérer nécessaire si au cours du balayage manuel l'organe sort du volume.

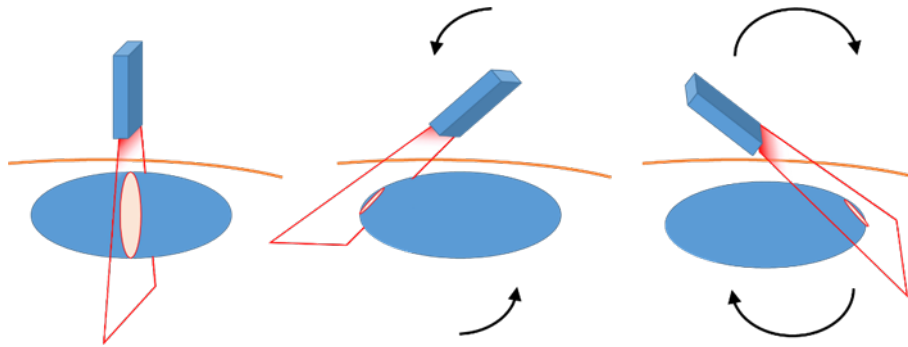


Figure 79 - Balayage manuel de la fenêtre acoustique par tilt avec un positionnement de sonde optimal

Lorsque le positionnement de la sonde est vérifié sur la fenêtre acoustique, l'acquisition de l'organe peut être faite avec un balayage manuel. Le résultat obtenu est une succession de scans échographiques formant un volume qui est ensuite traité.

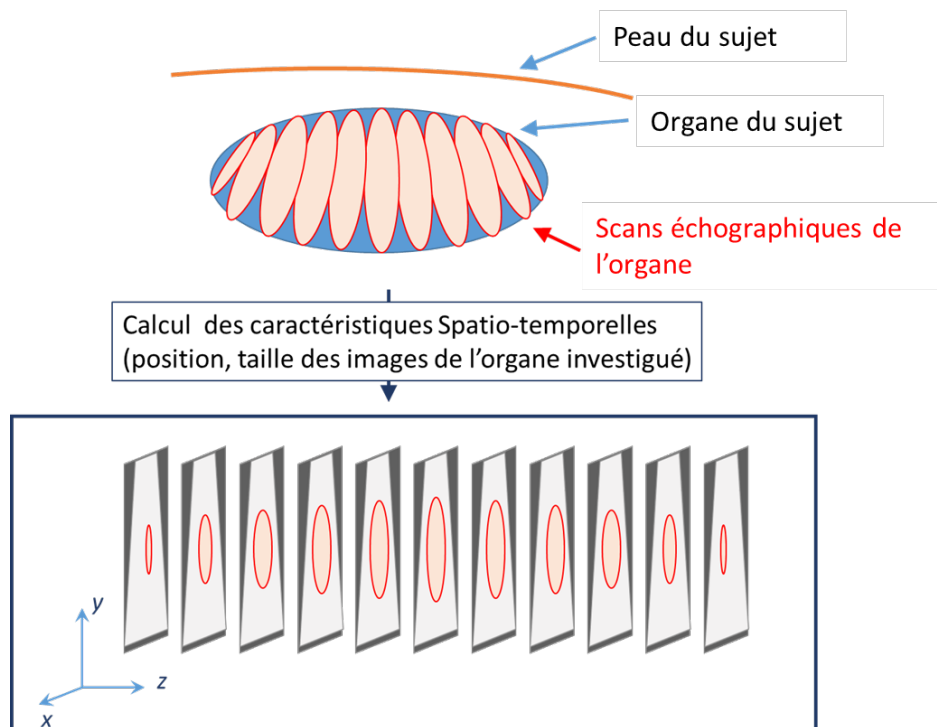


Figure 80 - Scans successifs acquis pour le calcul des caractéristiques spatio-temporelles et segmentation 3D

2. CALCUL D'UN POINT DE REFERENCE DES VOLUMES CANDIDATS

Dans cette seconde partie, nous allons nous intéresser à la série de scans formant un volume. Une fois les régions de différentes images reliées les unes aux autres, nous attribuons à chacune d'entre elles un point de référence puis un point de référence global pour l'organe dans le volume.

Lorsqu'un organe répond de manière anéchogène lors d'une échographie, on constate une évolution croissante du niveau de gris depuis le centre de l'organe vers ses contours (Figure 81). L'idée va être de déterminer de manière automatique un centre de référence des volumes candidats où l'on se trouvera théoriquement dans le niveau de gris le plus bas possible à l'intérieur de l'organe. Considérons pour cela un volume \mathcal{V} , candidat à être un organe, décomposé en régions \mathcal{R}_i sur n -images successives. On notera les positions cartésiennes $\mathcal{P}_i=(x_i, y_i, z_i)$ des centres de gravité de chaque région \mathcal{R}_i . On cherche le point central, c'est-à-dire le médoïde $\mathcal{M}=(x_m, y_m, z_m)$ qu'on prendra comme centre de référence d'un volume candidat. Il s'agit du point pour lequel la somme des distances par rapports aux autres points est minimale.

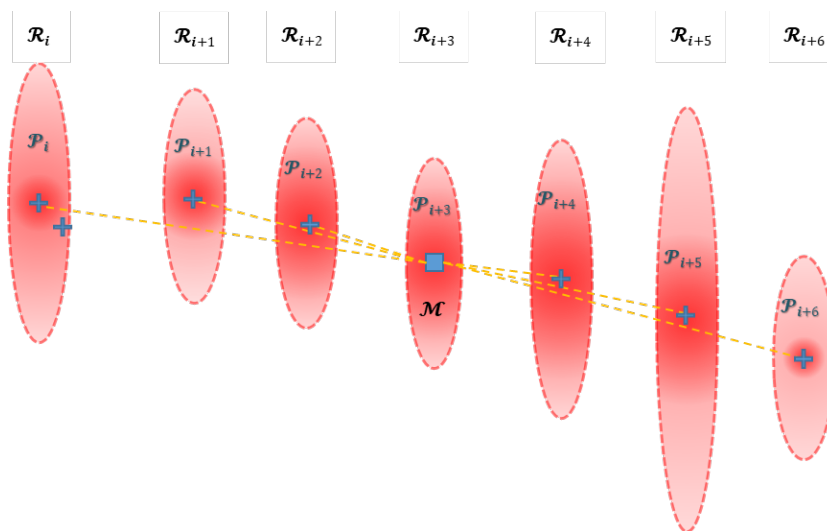


Figure 81 - A l'aide des centres de gravité \mathcal{P}_i successifs, on détermine ici la position \mathcal{M} du centre de référence du volume candidat, où le niveau de gris sera en théorie le plus bas possible.

Le médoïde du volume candidat est en théorie situé dans la partie la plus anéchogène et donc la plus sombre possible. Il sera donc un bon point de départ pour étudier l'évolution du niveau de gris sur les rayons. Dans la méthode précédente qui analysait les scans successifs, les scans en périphérie d'organe sont de moins en moins anéchogène au fur et à mesure que l'on s'éloigne du centre (Figure 82).

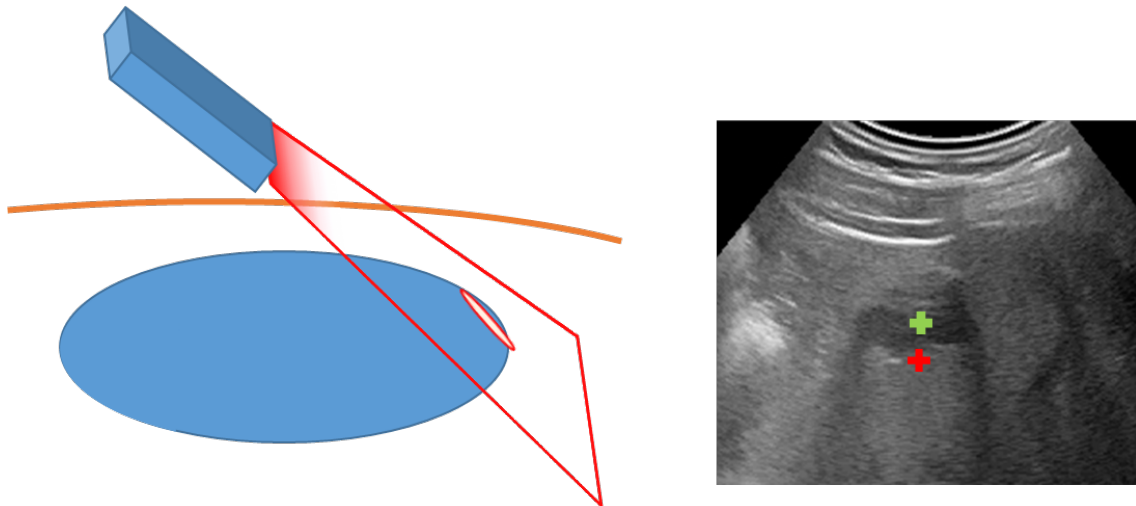


Figure 82 - Dans cet exemple de la méthode en 2D, le scan étudié ne présente pas de différence de contraste permettant une détection optimale du contour. La croix verte représente le centre de l'organe tandis que la croix rouge le contour qui a été mal détecté.

De ce fait, les ruptures de pente sont moins nettes et ne permettent pas une bonne détection des contours. Si tous les rayons partent du centre volumique de l'organe, comme propose la méthode 3D, alors les résultats seront meilleurs car la différence de contraste est plus importante (Figure 83).

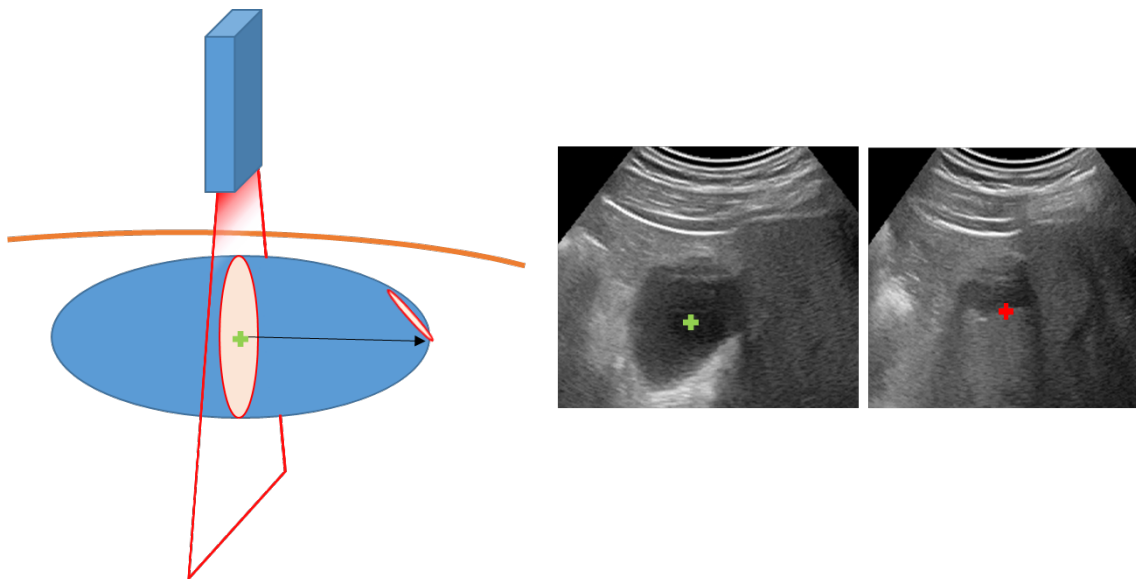


Figure 83 - Dans cet exemple, le contour du scan en bordure d'organe est meilleur car le rayon évolue dans une croissance de niveau de gris qui met en évidence une rupture de pente

3. DETECTION DES CONTOURS DANS LE VOLUME

Nous reprenons ici la même approche que dans le chapitre de détection de contours en 2 dimensions à ceci près qu'une dimension supplémentaire est prise en compte. Nous représentons le volume par rapport à un repère en coordonnées sphériques (d, θ, δ) centré en \mathcal{M} , le médoïde du volume (Figure 84). En partant de $\mathcal{M}=(x_0, y_0, z_0)$, le niveau de gris est relevé sur l'ensemble des points des rayons dont les coordonnées sont les suivantes :

$$\begin{aligned}x_c &= x_0 + d * \cos \theta * \cos \delta \\y_c &= y_0 + d * \cos \theta * \sin \delta \\z_c &= z_0 + d * \sin \delta\end{aligned}\tag{31}$$

Le passage en coordonnées sphériques nous permet de faciliter le relevé du niveau de gris le long de chaque rayon. Nous pouvons ainsi relever les niveaux de gris sur les rayons tout autour en faisant varier d , θ de 0 à 180°, δ de 0 à 360° et obtenir ainsi 180x360 soit 64800 rayons lorsque le paramétrage évolue par pas de 1°. Nous transformons à nouveau l'analyse en des problèmes 1D en modélisant le niveau de gris par une approximation le long des rayons par le modèle constitué de segments de droite obtenus par régression linéaire.

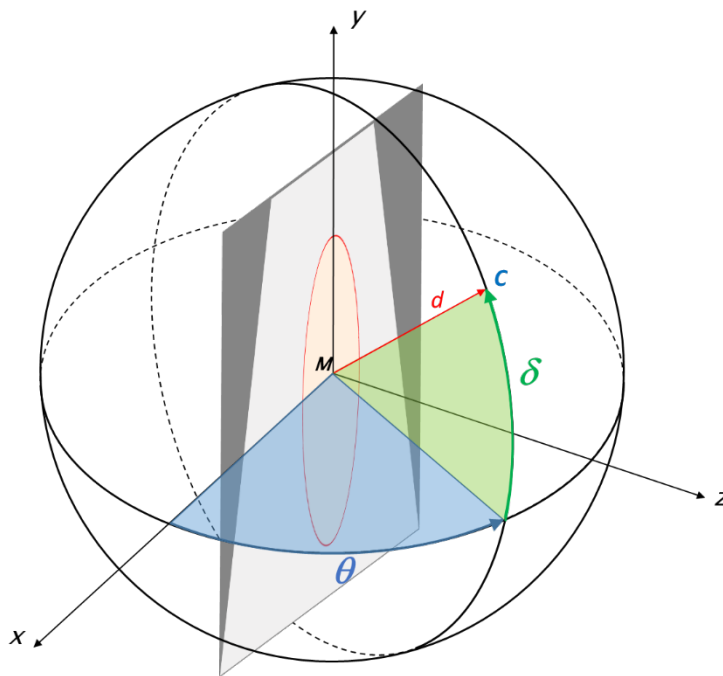


Figure 84 - Sphère représentative de l'analyse en 3 dimensions avec coordonnées sphériques (d, θ, δ) centrées en \mathcal{M} .

Le résultat se caractérise par un nuage de points dans un volume. La Figure 85 nous donne un aperçu de la détection de contours sur les plans successifs en partant du centre de l'organe \mathcal{M} situé sur l'échographie encadrée en rouge.

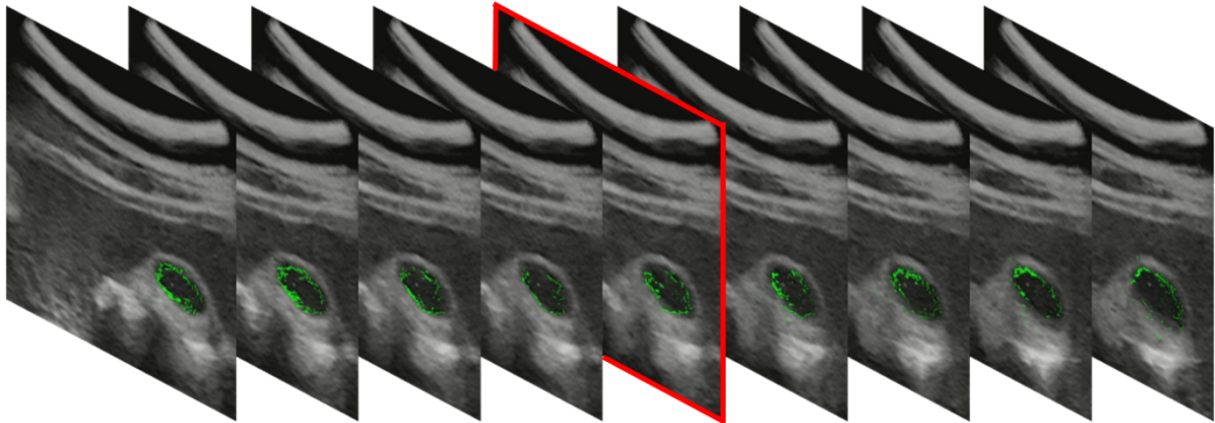


Figure 85 - Segmentation en 3D sur les plans successifs d'une série d'échographies, le point de départ est situé au centre de l'échographie encadrée en rouge

La reconstruction en 3 dimensions permet aussi de déterminer les dimensions précises de l'organe lorsque l'image est reconstruite à partir d'une image conique, ce qui est une information intéressante pour les experts en santé. A l'aide d'un calcul d'enveloppe convexe, le contour volumique de l'organe est délimité.

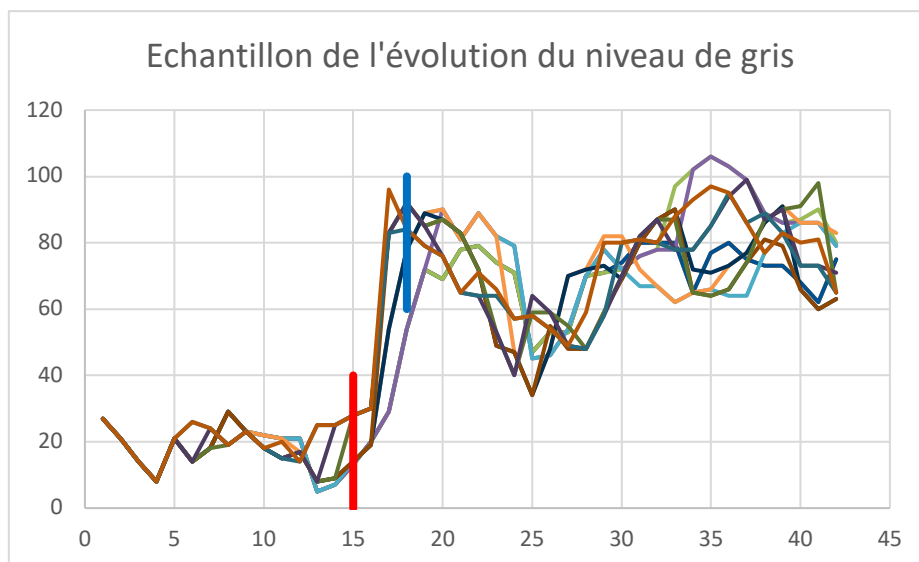


Figure 86 - Graphique de l'évolution du niveau de gris sur des rayons aléatoires pour une échographie de la vésicule biliaire

Le graphe de la Figure 86 nous permet aussi de nous donner une idée de l'évolution du niveau de gris dans n'importe quelle direction. On se rend compte que le profil est similaire en commençant avec des niveaux de gris relativement bas puis une forte croissance, ce qui est encourageant car cela permet de détecter des ruptures de pente plus nettes. On constate des ruptures de pentes bien précises dont la première en rouge (Figure 86) correspond au contour.

On peut constater aussi Figure 86 une évolution du niveau de gris caractéristique au départ du centre de l'organe vers l'extérieur. Un autre aspect intéressant est aussi mis en évidence par les segments rouge et bleu. Le segment rouge correspond à la rupture de pente identifiée par le modèle comme le contour interne de l'organe tandis que le segment vertical bleu correspond lui, à la paroi externe de l'organe qui est ici une vésicule biliaire. L'espace entre les deux est donc l'épaisseur de la paroi de la vésicule biliaire. Cette paroi

externe a été placée manuellement par l'expert sur une image pour se rendre ensuite compte qu'il s'agissait du palier de stabilisation du niveau de gris sur l'évolution du NVG le long des rayons.

Par la suite, une enveloppe convexe 3D est calculée pour refermer le contour volumique et un aperçu visuel nous est donné en Figure 87 à l'aide d'un graphique 3D où les points aberrants ont été supprimés lorsqu'ils sont trop isolés, c'est-à-dire éloignés de tous les autres points.

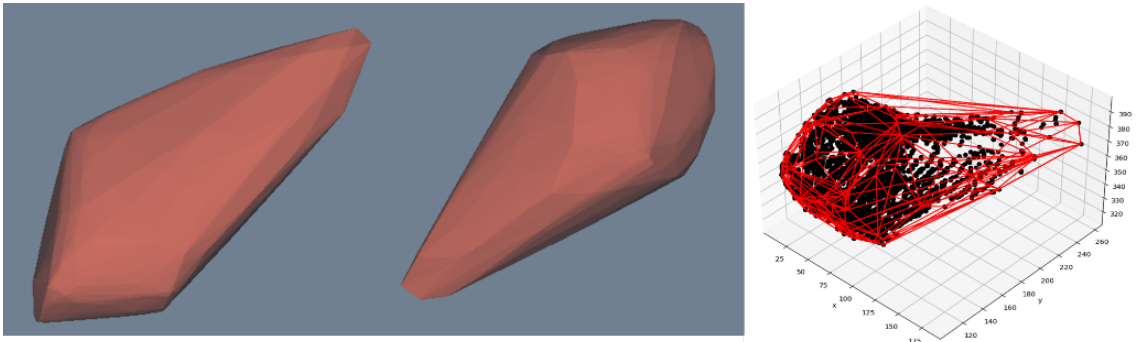


Figure 87 - Représentation 3D d'une vésicule biliaire après le calcul d'une enveloppe convexe, la forme s'apparente à une poire, ce qui est attendu dans le cas de cet organe

La Figure 88 nous permet de comparer pour une même image, la détection des contours. Au cours de l'approche 3D, il est difficile pour la méthode de clairement identifier les zones au Nord (rouge) car l'évolution du niveau de gris n'est pas assez brutale contrairement à l'approche 3D où les rayons proviennent du centre de l'organe en volume qui est donc plus sombre et permet ainsi une plus grande évolution du niveau de gris. Il est compliqué aussi pour la méthode en 2D de clairement établir le contour sur la zone EST (en jaune) car d'un degré à l'autre, le contour est difficilement identifiable à l'œil nu. La méthode 3D s'avère également meilleure dans cette situation.

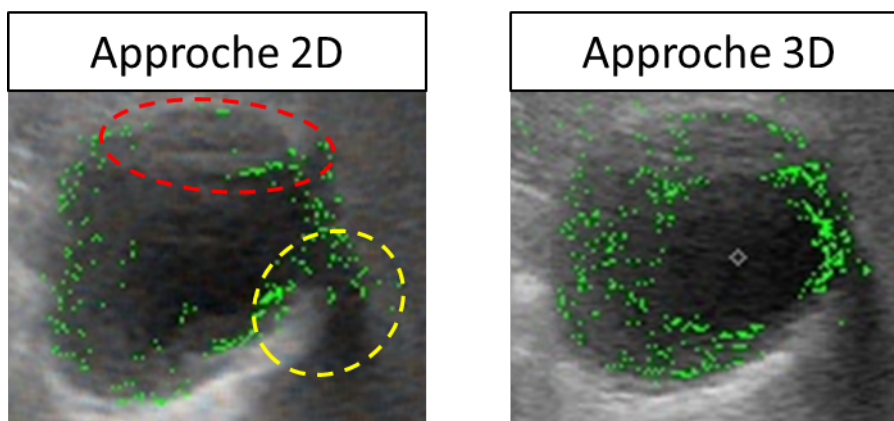


Figure 88 - On compare ici les résultats obtenu sur une analyse en 2D et une analyse en 3D

La quantité de points générés peut aussi faire l'objet d'une analyse, 64800 points (issus de 64800 rayons) ne sont peut-être pas tous nécessaires et on pourrait réduire leur quantité sans dégrader la qualité des résultats tout en réduisant le temps de calcul. Voici donc une étude paramétrique où le pas de degrés étudié varie de 1°, 2°, 5° et 10°.

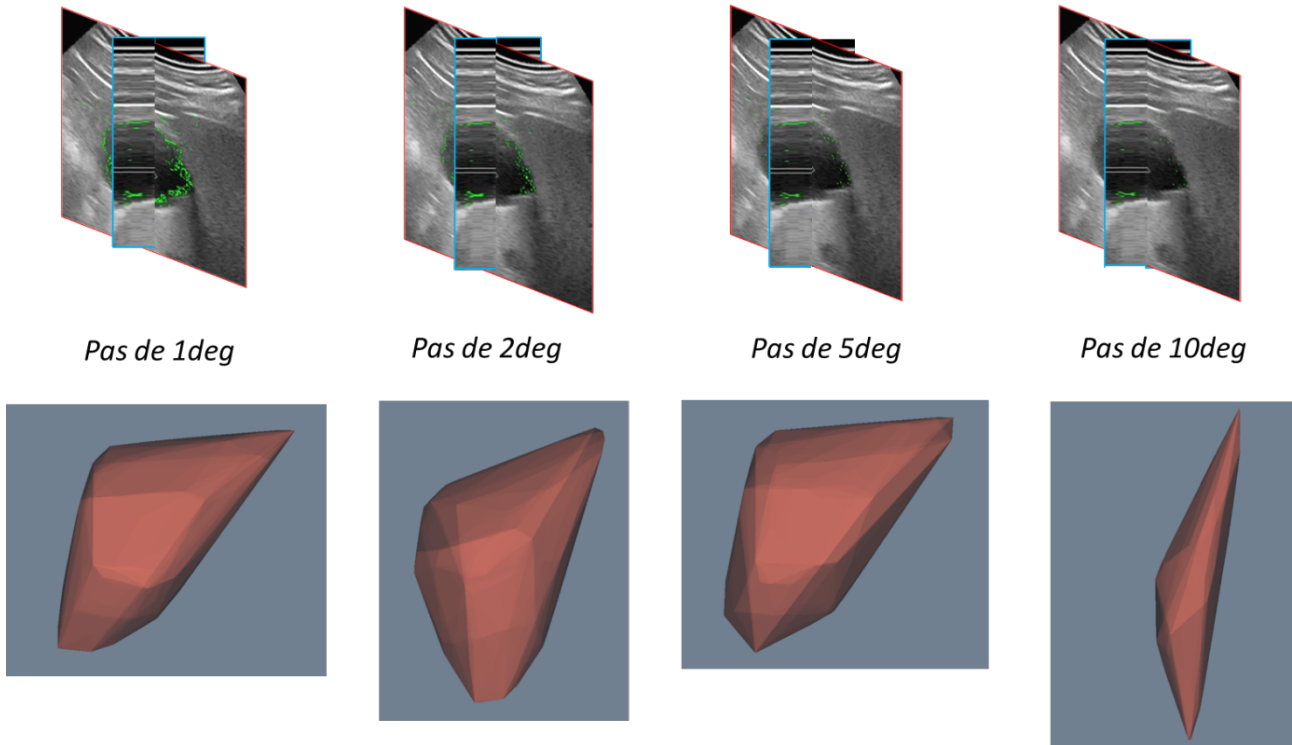


Figure 89 - Etude paramétrique sur le pas de degrés lors de la recherche de contour en 3D sur le même point de vue

On constate que sur les images échographiques, la densité de points de détection de contours se dégarne assez considérablement et ne permet plus de reconstruire la forme de l'organe attendu (une vésicule sur la Figure 89).

4. EVALUATION DE LA METHODE 3D PAR DONNEES SIMULEES

De même que pour la partie sur l'évaluation de la méthode en 2D par données simulées, nous allons faire ici l'évaluation de l'étude volumique directe à l'aide de fantômes. Nous construisons donc un organe factice en gonflant un ballon d'un volume de 60ml d'eau. Cet organe factice est immergé dans de l'eau contenue dans un récipient qui va lui, simuler le corps humain. L'organe factice est positionné et immobilisé à une distance de 5cm de la paroi du récipient pour permettre un balayage entier et sans mouvement de l'organe factice.

L'acquisition a été compliquée car l'intérieur d'un corps humain a été compliqué à simuler. Pour une acquisition avec un signal perpendiculaire comme cela a été fait précédemment pour l'évaluation 2D, il était facile de corriger des phénomènes de réflexions, de diffusion, d'ombres acoustiques ou tout autres phénomènes indésirables. Cependant, pour un milieu simulé qui est balayé largement par la sonde, il a été compliqué de se soustraire de phénomènes indésirables. Ceux-ci sont dus aux parois lisses du récipient qui ne pouvaient être couvertes de mousse absorbante ou encore de la surface de l'eau.

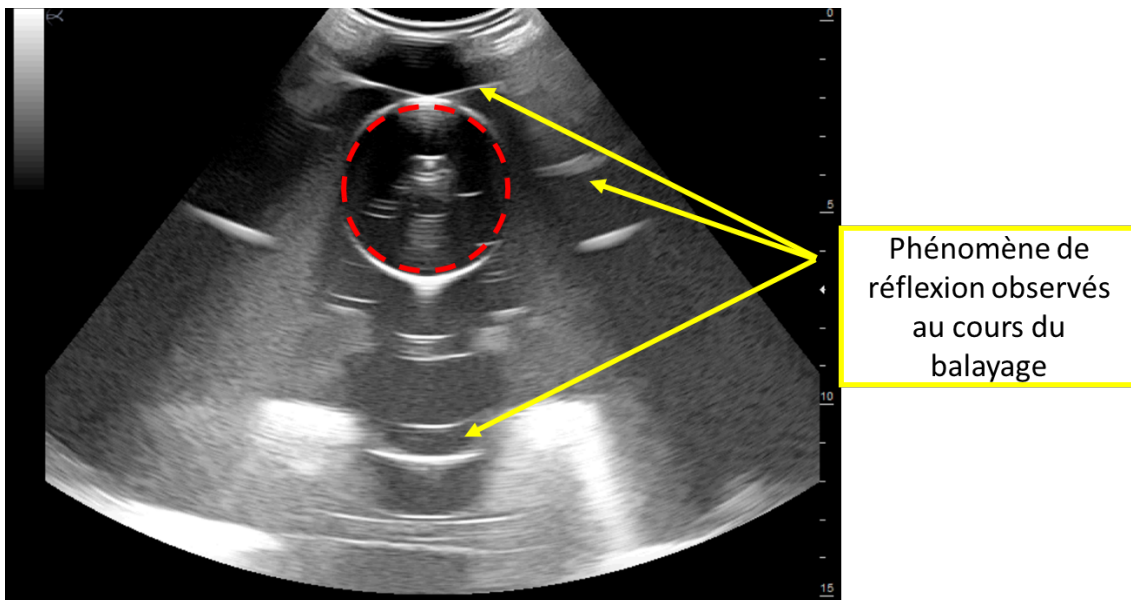


Figure 90 - Un milieu ambiant est plus compliqué à simuler pour un balayage car le récipient et l'eau, même isolés, peuvent engendrer des phénomènes indésirables.

Un balayage complet a tout de même été réalisé à l'aide de l'organe 3 (organe factice sphérique de 60ml) dont les contours ont été tracés manuellement en rouge sur la Figure 90. A l'aide d'un balayage à vitesse constante effectué par une sonde motorisée, la segmentation a permis de faire la reconstruction de l'organe 2 en déterminant un rayon moyen de 2.58cm soit une surface de 2.9cm². Cela correspond à une erreur de 11.39% avec la valeur théorique.

5. AXES DE RECHERCHE SUR LA DELIMITATION DE ZONES D'INTERET POUR UNE RECONSTRUCTION 3D

Au cours de l'analyse 3D directe, un axe de recherche a été envisagé pour d'abord isoler l'organe recherché dans le volume afin de faciliter et améliorer la segmentation. Elle consiste principalement à dé-bruiter le volume échographié préalablement acquis. On introduit donc ici la notion de pixel temporel qui est une suite de pixels dont les caractéristiques évoluent au cours d'un balayage tout en gardant les mêmes coordonnées

Après le balayage de la fenêtre acoustique, la suppression de zones non utiles à la recherche de l'organe permet de gagner du temps pour la suite de la méthode. Sur une échographie à sonde convexe (abdominale ou cardiaque) qui se caractérise par une image triangulaire, ce sont les zones en dehors du triangle qui sont supprimées (Figure 91).

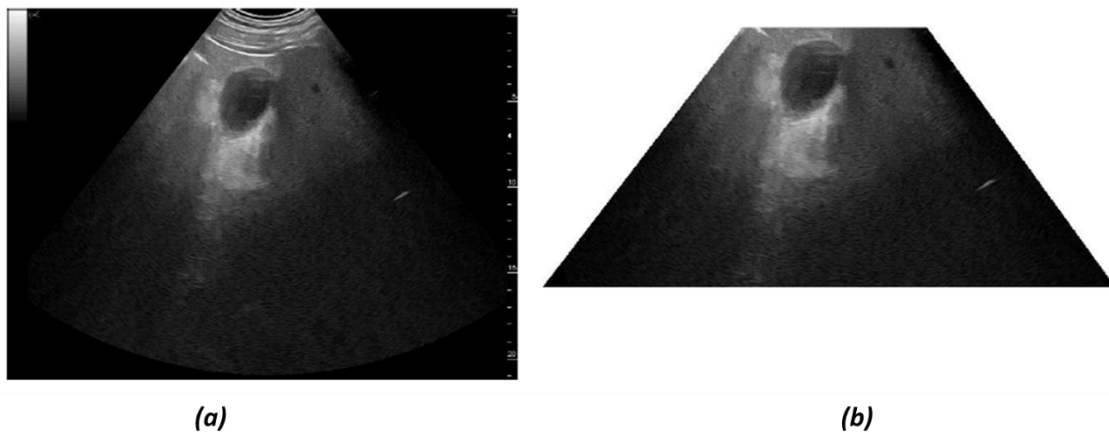


Figure 91 - découpage des zones non utiles la recherche de l'organe

Ensuite, en partant des mêmes hypothèses sur la nature anéchogène des organes, la méthode va s'occuper de réunir les zones anéchogènes volumiques en composantes distinctes. Pour cela, une étude de seuillage pour la détection des zones écho-similaires (Chapitre 4 - ci-dessus1 - Détection des zones echo-similaires) est effectuée. L'organe apparaît alors dès les seuils bas jusqu'à des seuils plus élevés (Figure 92).

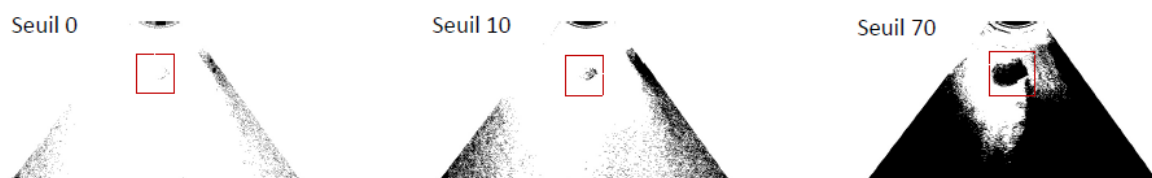


Figure 92 - Apparition de l'organe lors de l'augmentation du seuil de binarisation

Après avoir effectué cette étude de détection des zones écho similaires des seuils de 0 à 70 par pas de 5, on passe sur une étude volumique. Pour chacun des seuils étudiés, on va s'intéresser à l'évolution d'un pixel de coordonnées (x,y) au cours du balayage que l'on appellera pixel temporel. Sur la Figure 93, on suit un pixel de coordonnées x et y fixes au cours d'images échographiques successives. Ce dernier prend successivement une intensité nulle à l'image $X-1$ et l'image X pour ensuite passer à 255 à l'image $X+1$.

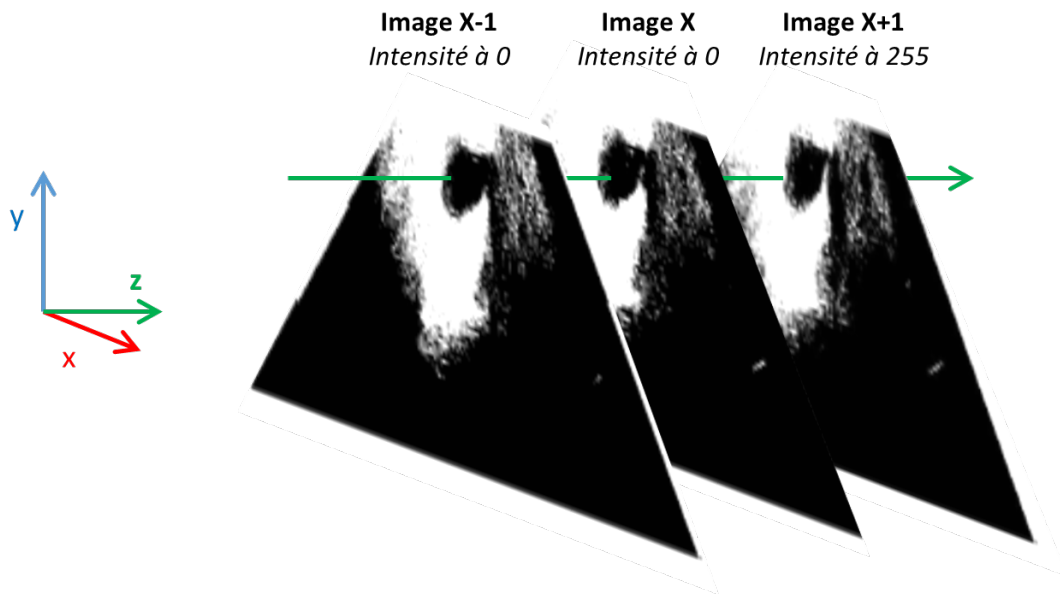
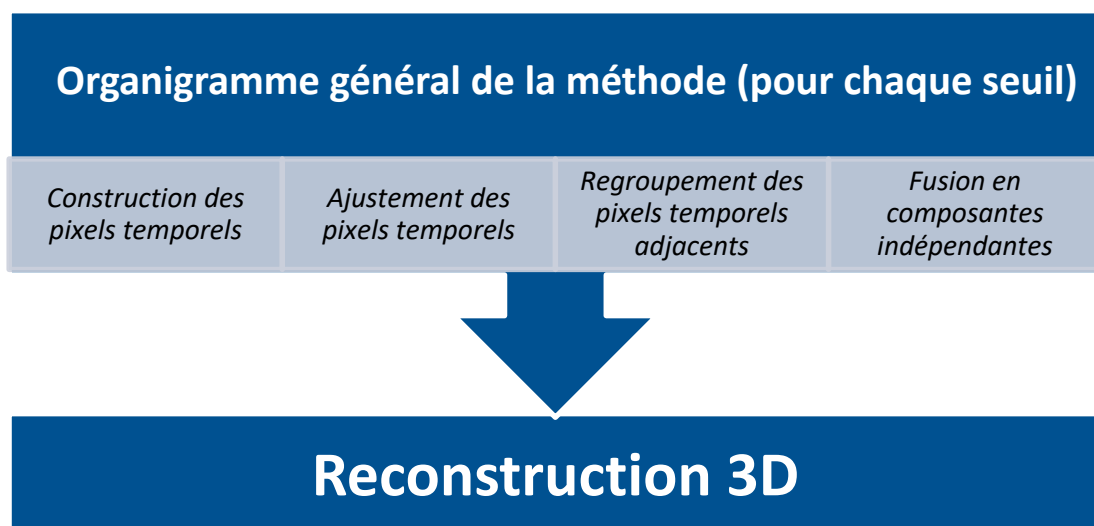


Figure 93 - Evolution de l'intensité d'un pixel (0 ou 255) sur des coordonnées fixes pour un seuil donné

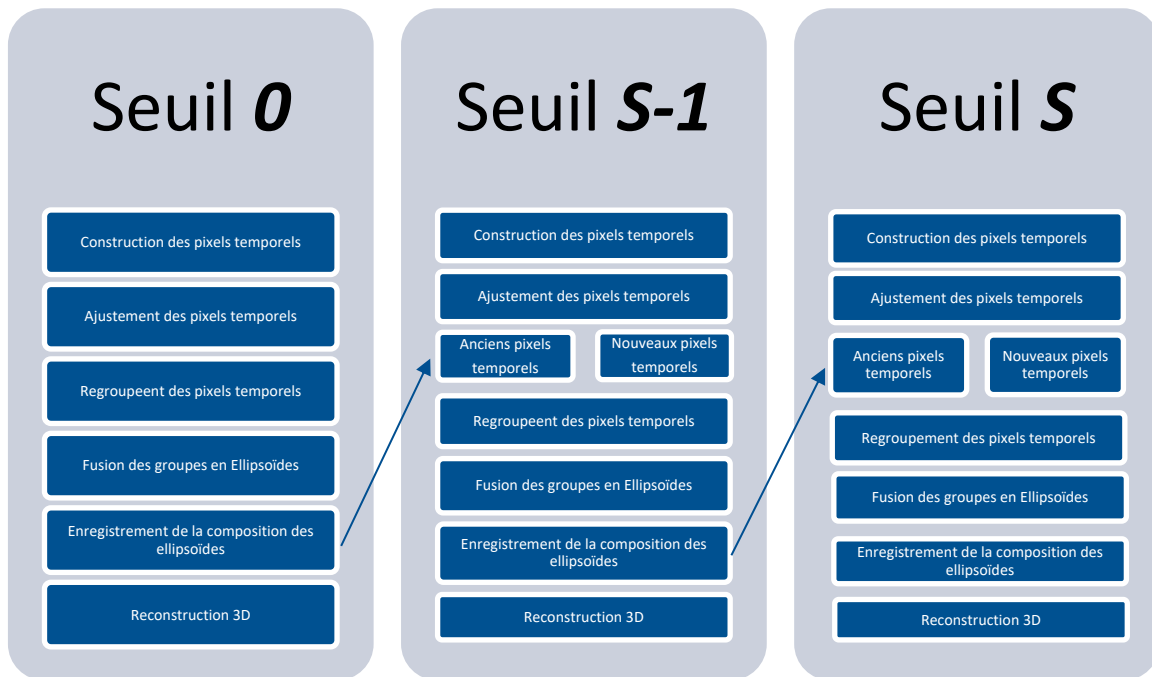
Au cours de cette étude de l'évolution en intensité du pixel, on relève le nombre de variations, la profondeur (numéro d'image) où cela se produit. Le volume devient alors une famille de segments que l'on doit regrouper pour reconstruire le volume de l'organe.

La suite consiste à combler l'espace entre deux pixels temporels le long de l'axe z. Il faut pour cela fixer un critère d'espace minimum accepté qui correspond au nombre d'images d'écart. En dessous de ce critère d'espace minimum, les pixels temporels qui changent d'intensité sont considérés comme du bruit et sont alors supprimés. Puis, on va projeter en 2D en fusionnant les pixels temporels qui partagent au moins 2 images et enfin fusionner les groupes de pixels temporels pour former des composantes indépendantes. La fusion de deux groupes se fait par algorithme itératif, si ces deux groupes ont au moins un pixel temporel en commun et jusqu'à ce que le nombre de composantes ne diminue plus entre deux itérations de fusion.

Pour finir, on effectue une reconstruction 3D de chaque composante indépendamment les unes des autres grâce à une triangulation de Delaunay.



L'une des failles de la méthode réside dans le fait que l'information sur le traitement des pixels temporels n'est pas conservée d'un seuil à l'autre, on a donc une perte d'information. La solution a donc été adaptée pour considérer les pixels temporels déjà découverts aux seuillages précédents. Par ailleurs, dans le cadre d'échographies de vésicules qui ont servi à la construction de la méthode le regroupement de pixels temporels peut se faire à l'aide d'un ellipsoïde. Les ellipsoïdes sont ensuite fusionnés lors de la dernière étape si l'une des deux a son centre contenu dans l'autre. On a donc un nouvel organigramme de la méthode avec une initialisation au seuil 0 et l'intégration d'anciens pixels temporels au seuil supérieur.



Voici quelques résultats au seuil 5 dans deux cas distincts (avec et sans fusion d'ellipsoïdes) :

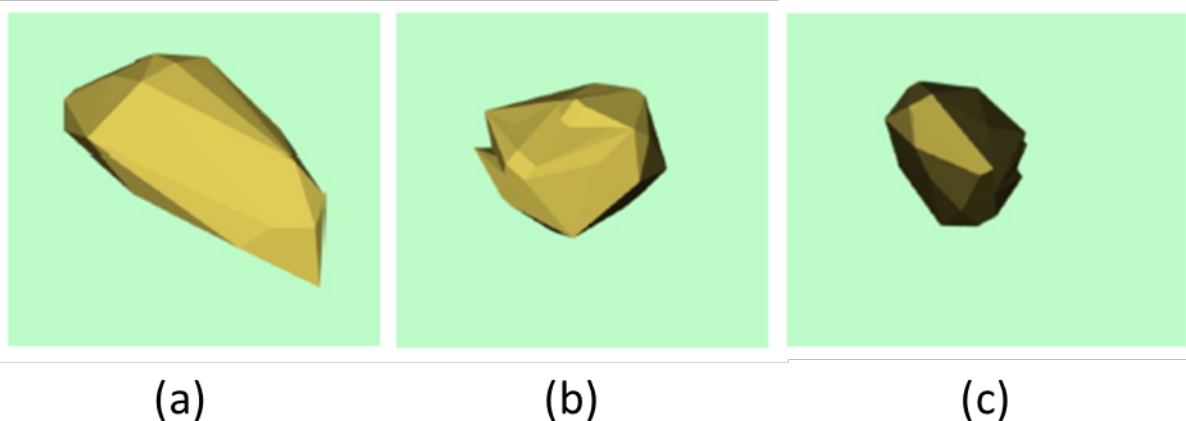


Figure 94 - Résultat 3D au seuil 5 de l'étude volumique directe par pixels temporels après fusion d'ellipsoïde. L'organe est vu sous différentes faces (a, b et c).

Les résultats montrent que la gestion par ellipsoïde (Figure 94) améliore les résultats vers une forme de vésicule cohérente de la réalité contrairement à la gestion sans ellipsoïde. Elle est donc prometteuse contrairement aux résultats de la Figure 95 qui ne traitent pas par ellipsoïde.

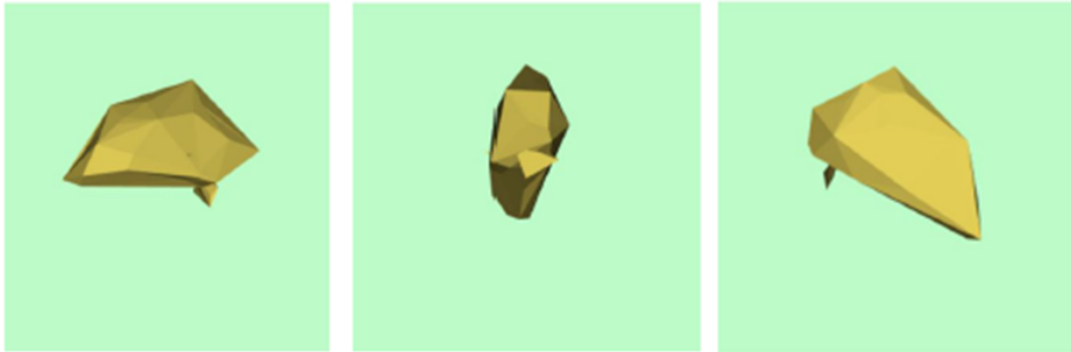


Figure 95 - Résultat 3D au seuil 5 de l'étude volumique directe par pixels temporels sans gestion par ellipsoïde

Cependant, cette méthode n'a pas été explorée plus loin car il est difficile d'établir un seuil qui permettrait d'avoir des résultats optimaux, de plus la méthode par ellipsoïde ne fonctionne bien qu'avec des organes ellipsoïdes, ce qui n'est pas le cas de tous les organes. L'autre problème aussi est de réussir à isoler suffisamment l'organe car même après suppression des zones non-utiles, il reste des zones parasites qui impactent le temps de traitement. La méthode a donc été abandonnée mais pourrait faire l'objet d'une étude dédiée plus approfondie.

CONCLUSION ET PERSPECTIVES

La méthode proposée dans ces travaux permet d'obtenir une segmentation par des moyens et une technique innovante. Elle est à la fois adaptable sur différents organes avec des propriétés anéchogènes et s'avère particulièrement efficace sur les organes creux ou contenant du liquide.

Elle propose aussi une approche totalement autonome qui ne nécessite ni apprentissage, ni aucune intervention d'experts que cela soit pour l'initialisation ou à tout autre étape du processus de segmentation. La méthode propose une segmentation complète de bout en bout. Elle peut donc être utilisée par n'importe quel utilisateur n'ayant pas forcément les connaissances nécessaires en imagerie médicale pour être transmise a posteriori à un expert en mesure d'établir des diagnostics ou de les analyser.

De surcroit, les puissances de traitement et de calcul actuels permettent à la méthode de segmenter en temps réel, c'est-à-dire d'avoir un retour et des résultats exploitables immédiatement. C'est particulièrement intéressant car cela donne une idée à l'utilisateur de la qualité de la prise d'images qu'il effectue. Le temps réel est obtenu par l'originalité de l'approche qui décompose l'analyse de l'image en une analyse 1D.

La qualité d'une image échographique se caractérise par un positionnement adéquat de la sonde, bien perpendiculaire (pour une bonne traversée des ultrasons), des réglages précis en fonction de l'organe recherché (fréquence et profondeur), ainsi qu'un gain ajusté mais aussi de la nature et morphologie du sujet étudié. Malgré la grande dépendance à la qualité de l'image, la méthode s'avère relativement efficace avec une segmentation précise des organes étudiés aux propriétés anéchogènes (vésicule, pancréas, ...). Il peut aussi segmenter des organes pulsatifs (carotide, cavités cardiaques, ...) du système cardiovasculaire malgré l'aspect dynamique de l'image. Il est cependant moins performant et atteint ses limites sur les organes échogènes où les zones sombres sont nettement moins visibles et où donc les ruptures de pente de l'évolution du niveau de gris sont moins distinctes.

Par ailleurs, la méthode ne permet pas de détecter automatiquement la bonne fenêtre acoustique de l'organe visé, ce qui peut s'avérer particulièrement difficile et compliqué à identifier. Le cœur, en particulier, fait appel à des fenêtres acoustiques relativement précises, intercostales, qui peuvent varier considérablement d'un sujet à l'autre.

L'intérêt de la méthode ne s'arrête pas à la segmentation des contours de l'organe. En effet, elle pourrait aussi permettre de déterminer le volume, les dimensions et peut-être même le poids de l'organe, ce qui sont des informations particulièrement intéressantes pour les experts. Elle pourrait aussi permettre de mettre en évidence la présence de corps étranger dans certains organes (possibles lithiases).

Sur le long terme et par des analyses plus poussées, la méthode permettrait de pouvoir délimiter l'épaisseur de l'enveloppe de l'organe qui pourrait s'apparenter à une inflammation qui nécessiterait une intervention chirurgicale. L'épaisseur de l'enveloppe pourrait être calculée à l'aide de l'évolution du niveau de gris dans la Figure 86 où la barre verticale rouge et bleu délimitent l'épaisseur de l'organe.

De plus, une étude pourrait être proposée pour adapter la méthode aux organes échogènes ou hyperéchogènes comme le rein ou même un embryon ou fœtus.

PUBLICATIONS DE L'AUTEUR

MEDPRAI 2022

Derache, F., Arbeille, P., Chaput, D., Vincent, N. (2022). Organ Detection in US Scanning by Non-expert Operator. In: Djeddi, C., Siddiqi, I., Jamil, A., Ali Hameed, A., Kucuk, İ. (eds) Pattern Recognition and Artificial Intelligence. MedPRAI 2021. Communications in Computer and Information Science, vol 1543. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-04112-9_9

Human Research Program NASA 2020

François Derache, Nicole Vincent, Didier Chaput, Philippe Arbeille, Alain Maillet, TARGETED ORGANS AUTOMATED DETECTION IN ULTRASOUNDS SCANNING FOR HUMAN SPACEFLIGHT APPLICATIONS, Human Research Program NASA 2020

BIBLIOGRAPHIE

- Abdel-Dayem, A. R., & El-Sakka, M. (2005). Carotid Artery Ultrasound Image Segmentation Using Fuzzy Region Growing. *ICIAR*, (pp. 869-878).
- Achanta, R., Shaji, A., Smith, K., Lucchi, A., Fua, P., & Susstrunk, S. (2012). SLIC Superpixels Compared to State-of-the-Art Superpixel Methods. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*.
- Achanta, R., Shaji, A., Smith, K., Lucchi, A., Fua, P., & Susstrunk, S. (2010). *SLIC Superpixels*. EPFL.
- Arias Lorza, A. M., Carvalho, D. D., Petersen, J., van Dijk, A. C., der Lugt, A., Niessen, W. J., . . . Bruijne, M. (2013). Carotid Artery Lumen Segmentation in 3D Free-Hand Ultrasound Images Using Surface Graph Cuts. *MICCAI*, 542-549.
- Borenstein, E., & Malik, J. (2006). Shape Guided Object Segmentation. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. pp. 969-976.
- Bourouis, S., Alroobaea, R., Rubaiee, S., & Ahmed, A. (2020). Toward Effective Medical Image Analysis Using Hybrid Approaches—Review, Challenges and Applications. *Challenges and Applications. Information*, p. 11.
- Brice, C. R., & Fennema, C. L. (1970). Scene analysis using regions. *AI Journal*, pp. 205-226.
- Cabezas, M., Olivier, A., Llado, X., Freixenet, J., & Cuadra, M. B. (2011, Dec). A review of atlas-based segmentation for magnetic resonance brain images. *Comput Methods Programs Biomed*, pp. 104(3):e158-77.
- Canny, J. (1986). A Computational Approach To Edge Detection. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*.
- Carvalho, D. D., Klein, S., Akkus, Z., Kate, G. L., Schinkel, A. F., Bosch, J. G., . . . Niessen, W. J. (2012). Estimating 3D lumen centerlines of carotid arteries in free-hand acquisition ultrasound. *International journal of computer assisted radiology and surgery*, 7(2), 207–215.
- Caselles, V., Catte, F., Coll, T., & DIBOS, F. (1993). A geometric model for active contours in image processing. *Numerische Mathematik*, 66(1-33).
- Chan, T. L., & Vese, L. A. (2001). Active contours without edges. *IEEE Transactions on Image Processing*, pp. vol. 10, no. 2, pp. 266-277.
- Chen, H., Zheng, Y., Jin, P., Heng, P.-A., & Zhou, K. S. (2016). Iterative Multi-domain Regularized Deep Learning for Anatomical Structure Detection and Segmentation from Ultrasound Images. *MICCAI - Computer Vision and Pattern Recognition*.
- Çiçek, Ö., Abdulkadir, A., Lienkamp, S. S., Brox, T., & Ronneberger, O. (2016). 3D U-Net: Learning Dense Volumetric Segmentation from Sparse Annotation. *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI)*, pp. 424-432.
- Custaud, M.-A., Stéphane, B., Gauquelin-Koch, G., & Gharib, C. (2020). *L'humain et l'espace*. Toulouse: BoD.
- De Abreu, S., Amirova, S., Murphy, R., Wallace, R., Twomery, L., Gauquelin-Koch, G., . . . Navasiolava, N. (2017, Oct 13). Multi-System Deconditioning in 3-Day Dry Immersion without Daily Raise. *Front Physiol.*, p. 8:799.

- Debreuve, E. (2000). Segmentation par contours actifs en imagerie médicale dynamique : application en cardiologie nucléaire. Traitement du signal et de l'image [eess.SP], Traitement du signal et de l'image [eess.SP]: fftel-00506987f.
- Deriche, R. (1987). Using Canny's criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector. *Int. J. Computer Vision* 1, pp. 167–187.
- Dib, R., Mokrani, K., & Mekhmoukh, A. (2011). Modèle de Chan&Vese avec terme de lissage : application en imagerie médicale. *The International Conference on Electronics & Oil ICEO*, p. Mars.
- Essa, E., Xie, X., Sazonov, I., & Nithiarasu, P. (2011). Automatic ivus media-adventitia border extraction using double interface graph cut segmentation. *18th IEEE International Conference on Image Processing*, 69-72.
- Essa, E., Xie, X., Sazonov, I., Nithiarasu, P., & Smith, D. (2012). Shape Prior Model for Media-Adventitia Border Segmentation in IVUS using Graph Cut, Recognition Techniques and Applications in Medical Imaging. *LNCS, Medical Computer Vision*, 114-123.
- Gastaud, M. (2005). *Modèles de contours actifs pour la segmentation d'images et de vidéos*. Automatique / Robotique, Université Nice Sophia Antipolis: (tel-00089384).
- Gheshlaghi, S. H., Suratgar, A. A., Faraji, F., & Madani, A. (2018). Multiple Sclerosis Diagnosis with Fuzzy C-Means. *5th International Conference on Artificial Intelligence & Applications*, pp. pages 37 - 45.
- Grana, C., Borghesani, D., & Cucchiara, R. (2010). Optimized Block-Based Connected Components Labeling With Decision Trees.
- Guo, Y., Sengur, A., & Tian, J.-W. (2015). A Novel Breast Ultrasound Image Segmentation Algorithm Based on Neutrosophic Similarity Score and Level Set. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*.
- Hao, X., Bruce, C., Pislaru, C., & Greenleaf, J. (2000). A novel region growing method for segmenting ultrasound images. *Proceedings of the IEEE Ultrasonics Symposium*, 1717 - 1720 vol.2.
- Hojjatoleslami, S., & Kittler, J. (1998, July). Region growing: a new approach. *IEEE Transactions on Image Processing*, pp. vol. 7, no. 7, pp. 1079-1084.
- Hopfield, J. J. (1982). Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, pp. 79 (8): 2554–2558.
- Hui, B., Jiang, Y., Li, H., Sha, X., & Wang, Y. (2018). Active Contours Driven by Local Rayleigh Distribution Fitting Energy for Ultrasound Image Segmentation. *Institute of Electronics, Information and Communication Engineers, Transactions on Information and System*, E101.D. 1933-1937.
- Hui, L., Chu, W., & Wang, H. (2020). Automatic Segmentation Algorithm of Ultrasound Heart Image Based on Convolutional Neural Network and Image Saliency. *Institute of Electrical and Electronics Engineers Access*, pp. vol. 8, pp. 104445-104457.
- Jacob, G., Noble, A. J., Behrenbruch, C., Kelion, A. D., & Banning, A. P. (2002, March). A Shape-Space-Based Approach to Tracking Myocardial Borders and Quantifying Regional Left-Ventricular Function Applied in Echocardiography. *Institute of Electrical and Electronics Engineers Transaction on Medical Imaging*, p. VOL. 21.
- Jiang, X., Guo, Y., Chen, H., Zhang, Y., & Lu, Y. (2019). An Adaptive Region Growing Based on Neutrosophic Set in Ultrasound Domain for Image Segmentation. *Institute of Electrical and Electronics Engineers Access*, pp. vol. 7, pp. 60584-60593.
- Kaku, M. (2018). *The Future Of Humanity*. Doubleday (publisher).

- Kalinic, H. (2009). Atlas-based image segmentation: A Survey. *Computer science*.
- Karami, E., Shehata, M., & Smith, A. (2017). *Segmentation and Tracking of Inferior Vena Cava in Ultrasound Images Using a Novel Polar Active Contour Algorithm*.
- Karami, E., Shehata, M., & Smith, A. (2017). Segmentation and tracking of inferior vena cava in ultrasound images using a novel polar active contour algorithm. *IEEE Global Conference on Signal and Information Processing*, 745-749.
- Kass, M., Witkin, A., & Terzopoulos, D. (1988). Snakes : Active contour models. *Int J Comput Vision 1*, pp. 321-332.
- Kima, D. H., Plataniotis, K. N., & Roa, Y. M. (2014). Level-set based free fluid segmentation with improved initialization using region growing in 3D ultrasound sonography.
- Kuo, J.-W., Mamou, J., Aristizabal, O., Zhao, X., Ketterlin, J. A., & Wang, Y. (2016). Nested Graph Cut for Automatic Segmentation of High-frequency Ultrasound Images of the Mouse Embryo. *IEEE Trans. Medical Imaging*, 35(2): 427-441.
- Kurnaz, M. N., Dokur, Z., & Olmez, T. (2007). An incremental neural network for tissue segmentation in ultrasound images. *Comput. Methods Programs Biomed*, pp. 187-195.
- Landgren, M., Overgaard, N., & Heyden, A. (2013). Ultrasound images using a region based snake. *Proc. SPIE 8669, Medical Imaging 2013: Image Processing*.
- Lascu, M., & Lascu, D. (2008). A New Morphological Image Segmentation with Application in 3D Echographic Images. *ISSN*, 1109-9445.
- LeCun, Y., Boser, B., Denker, J. S., Henderson, D., Howard, R., Hubbard, W., & Jackel, L. (1989). Backpropagation applied to handwritten zip code recognition. *Neural Computation*, pp. 1(4):541-551.
- Leventon, M. E., Grimson, W. E., & Faugeras, O. (2000). Statistical shape influence in geodesic active contours. *Proceedings IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. pp. 316-323 vol.1.
- Li, C., Kao, C.-Y., Gore, J. C., & Ding, Z. (2007). Implicit Active Contours Driven by Local Binary Fitting Energy. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, (pp. pp. 1-7).
- Li, X., Guo, Y., Fei, J., Leiming, X., Shen, F., Zhendong, J., & Yuanyuan, W. (2020). Multi-Task Refined Boundary-Supervision U-Net (MRBSU-Net) for Gastrointestinal Stromal Tumor Segmentation in Endoscopic Ultrasound (EUS) Images. *IEEE Access*.
- Lin, T.-Y., Goyal, P., Girshick, R., He, K., & Dollár, P. (, 2017). Focal Loss for Dense Object Detection. *arXiv preprint arXiv:1708.02002*.
- Mahmood, N. H., Zulkarnain, N., & Zulkifli, N. S. (2012, May-Jun). Ultrasound Liver Image Enhancement Using Watershed Segmentation Method,. *International Journal of Engineering Research and Applications (IJERA) ISSN:*, pp. 691-694.
- Malek, A. A., Rahman, A. W., Ibrahim, A., Mahmud, R., Yasiran, S. S., & Jumaat, K. A. (2010). Region and Boundary Segmentation of Microcalcifications using Seed-Based Region Growing and Mathematical Morphology. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, Vol 8, Pages 634-639, ISSN 1877-0428.
- Malladi, R., Sethian, J., & Vemuri, B. (1995). Shape modeling with front propagation : a level set approach. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 17(158-175).

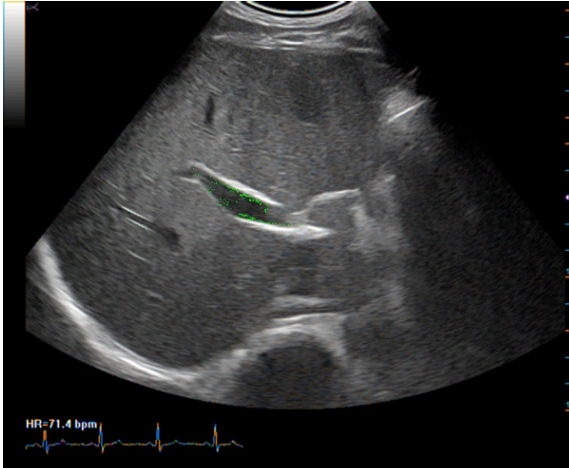
- Mancas, M., Gosselin, B., & Macq, B. M. (2006). Segmentation using a region growing thresholding. *Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering*.
- Marr, D., & Hildreth, E. (1980). Theory of edge detection. *Proceedings of the Royal Society of London*.
- Marsousi, M., Plataniotis, K. N., & Stergiopoulos, S. (2014). Shape-based kidney detection and segmentation in three-dimensional abdominal ultrasound images . *Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc*.
- Marsousi, M., Plataniotis, K. N., & Stergiopoulos, S. (2015). Atlas-based segmentation of abdominal organs in 3D ultrasound, and its application in automated kidney segmentation. *Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc*.
- Martin-Fernández, M., & Alberola-Lopez, C. (2005, February). An approach for contour detection of human kidneys from ultrasound images using Markov random fields and active contours . *Med Image Anal.*, pp. 1-23.
- Milletari, F., Navab, N., & Ahmadi, S.-A. (2016). V-Net: Fully Convolutional Neural Networks for Volumetric Medical Image Segmentation. *3D Vision (3DV), 2016 Fourth International Conference on. IEEE*, pp. 565-571.
- Nillesen, M., Lopata, R., Gerrits, I., Kapusta, L., Huisman, H., Thijssen, J., & Korte, C. (2007). Segmentation of the Heart Muscle in 3-D Pediatric Echocardiographic Images. *Ultrasound in Medicine & Biology*, pp. Volume 33, Issue 9, Pages 1453-1462.
- Noll, M., Li, X., & Wesarg, S. (2014). Automated Kidney Detection and Segmentation in 3D Ultrasound. *Clinical Image-Based Procedures. Translational Research in Medical Imaging*, p. vol 8361.
- Osher, S., & Sethian, J. (1988). Fronts propagating with curvature-dependent speed : Algorithms based on hamilton-jacobi formulation. *Journal of Computational Physics*, 79(12-49).
- Otsu, & Nobuyuki. (1979, January). A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, pp. 62–66.
- Rabhi, A., Adel, M., & Bourenane, S. (2006). Segmentation of ultrasound images using geodesic active contours. *ITBM-RBM*, 8-18.
- Revol, C., & Jourlin, M. (1997). A new minimum variance region growing algorithm for image segmentation. *Pattern Recognition Letters*, pp. Volume 18, Issue 3,.
- Ronneberger, O., Fischer, P., & Brox, T. (2015). U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. *Computer Vision and Pattern Recognition*.
- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1986). Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, pp. Volume 323, Issue 6088, pp. 533-536.
- Saini, K., Dewal, M. L., & Rohit, M. (2010, November). Ultrasound Imaging and Image Segmentation in the area of Ultrasound: A review. *International JournalInternational JournalInternational Journal*, p. Vol 4.
- Saroul, L., Bernard, O., Vray, D., & Friboulet, D. (2008). Prostate segmentation in echographic images: A variational approach using deformable super-ellipse and rayleigh distribution. *ISBI*, 129-132.
- Sklansky, J. (1982). Finding the convex hull of a simple polygon. *Pattern Recognition Letters*, 1(2):79–83.
- Smith, S. M. (1998). ASSET-2: Real-Time Motion Segmentation and Object Tracking. *Real-Time Imaging*, pp. Volume 4, Issue 1, Pages 21-40,.

- Supriyanto, E., Wider, M., & Myint, Y. (2011). Ultrasound appendix image segmentation using histogram thresholding and image enhancement using noise filtering technique. *In Proceedings of the 15th WSEAS international conference on Computers. World Scientific and Engineering Academy and Society (WSEAS), Stevens Point, Wisconsin, USA,, 223-227.*
- Taghanaki, S. A., Zheng, Y., Zhou, K. S., Georgescu, B., Sharma, P., Xu, D., . . . Comaniciu, D. (2019, July). Combo loss: Handling input and output imbalance in multi-organ segmentation. *Computerized Medical Imaging and Graphics.*
- Tamilselvi, P. R., & Thangarah, P. (2012). A Modified Watershed Segmentation Method to Segment Renal Calculi in Ultrasound Kidney Images. *46 International Journal of Intelligent Information Technologies,, pp. 46-41.*
- Tauber , C., Batatia , H., & Ayache, A. (2005). Une méthode d'initialisation automatique pour contour actif paramétrique, application aux images échographiques. *20e colloque GRETSI sur le traitement du signal et des images.* Louvain-la-Neuve, Belgique.
- Wang, S., Hua, Y., Cao, Y., Song, T., Xue, Z., Gong, X., . . . Guan, H. (2018). Deep Learning based Fetal Middle Cerebral Artery Segmentation in Large-scale Ultrasound Images. *IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM), pp. 532-539.*
- WILD, J. J., & NEAL, D. (1951). USE OF HIGH-FREQUENCY ULTRASONIC WAVES FOR DETECTING CHANGES OF TEXTURE IN LIVING TISSUES. *Lancet (London, England) vol. 1,* pp. 655–657.
- Xie, J., Jiang, Y., & Tsui, H.-t. (2005, January). Segmentation of Kidney From Ultrasound Images Based on Texture and Shape PriorsJun Xie, Yifen. *IEEE TRANSACTIONS ON MEDICAL IMAGING,* p. Vol 24.
- Yanhui, G., Sengur, A., & Tian, J. W. (2016). A novel breast ultrasound image segmentation algorithm based on neutrosophic similarity score and level set. *Comput. Methods Programs Biomed.,* vol. 123, pp. 45-53.
- Yin, S., Peng, Q., Li, H., Zhang, Z., You, X., Fischer, K., . . . Tasian, G. E. (2020). Automatic kidney segmentation in ultrasound images using subsequent boundary distance regression and pixelwise classification networks. *Medical Image Analysis,* pp. Volume 60, ISSN 1361-8415.
- Zhu, H., Zhuang, Z., Zhou, J., Zhang, F., Wang, X., & Wu, Y. (2017). Segmentation of liver cyst in ultrasound image based on adaptive threshold algorithm and particle swarm optimization. *Multimedia Tools and Applications,* 76, 8951–8968.

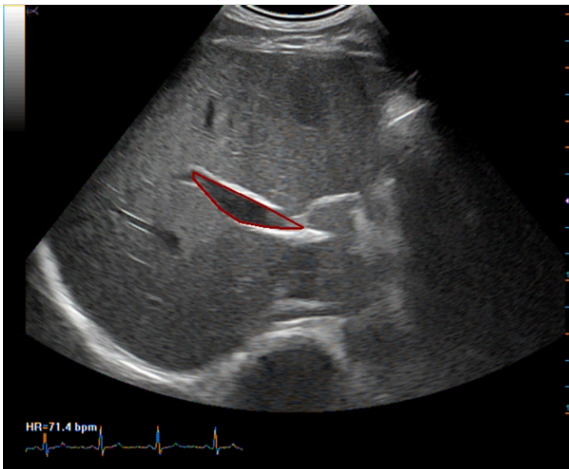
ANNEXES

1. EXEMPLES SUR DIFFERENTS ORGANES

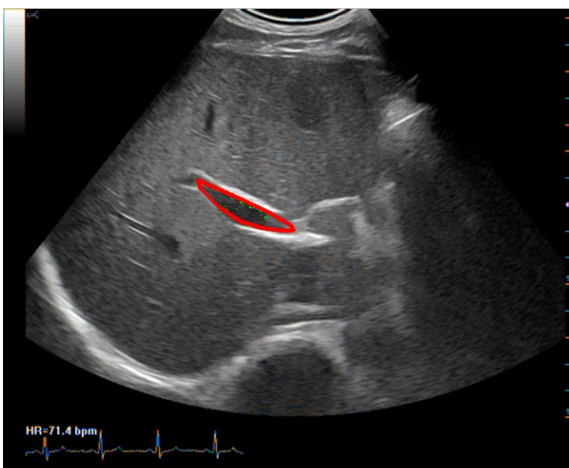
1) Veine porte



Détection des points de contours

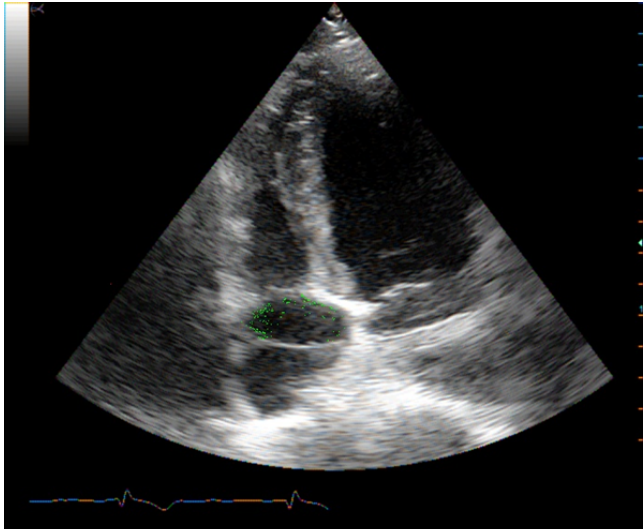


Enveloppe convexe des points de contours

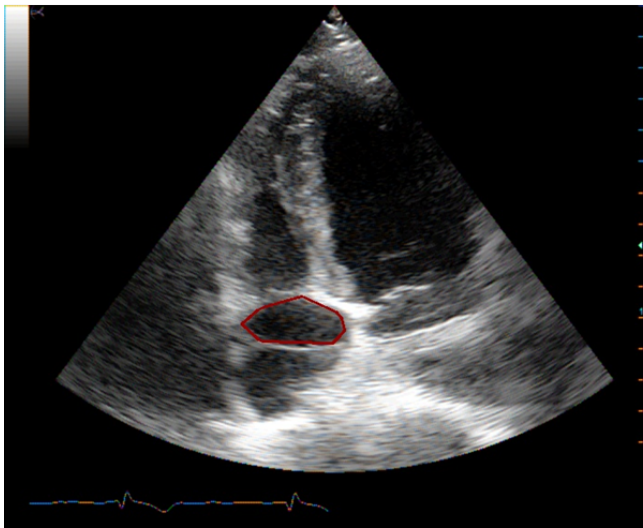


Contour actif pour segmentation finale

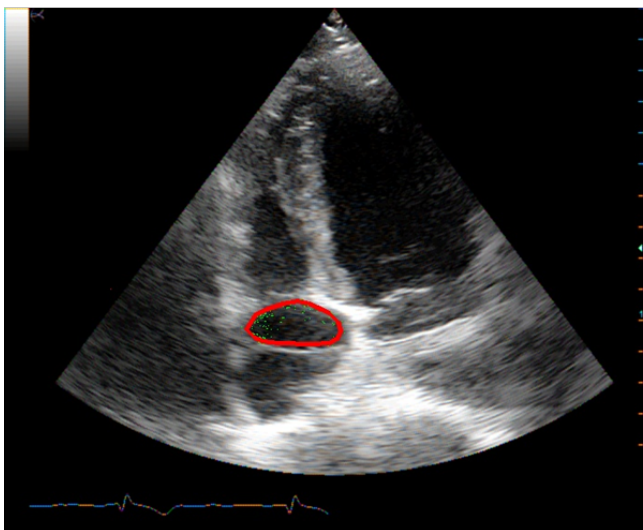
2) Oreillette droite du cœur



Détection des points de contours



Enveloppe convexe des points de contours



Contour actif pour segmentation finale



2. METHODE DITE « TOILE D'ARAIGNEES » ET CAS DE FIGURE D'EXCLUSION

1)

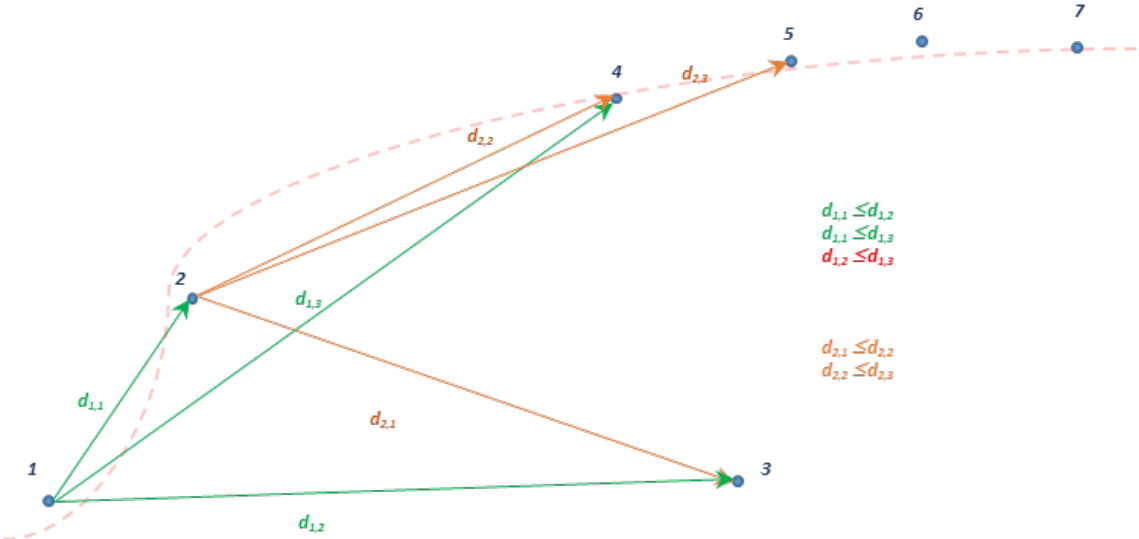


Figure 96 - Sur ce cas de figure, la distance entre 1 et 2 est plus grande qu'entre 1 et 3, on exclue donc 3 qui n'est pas cohérent avec 1 et 2

2)

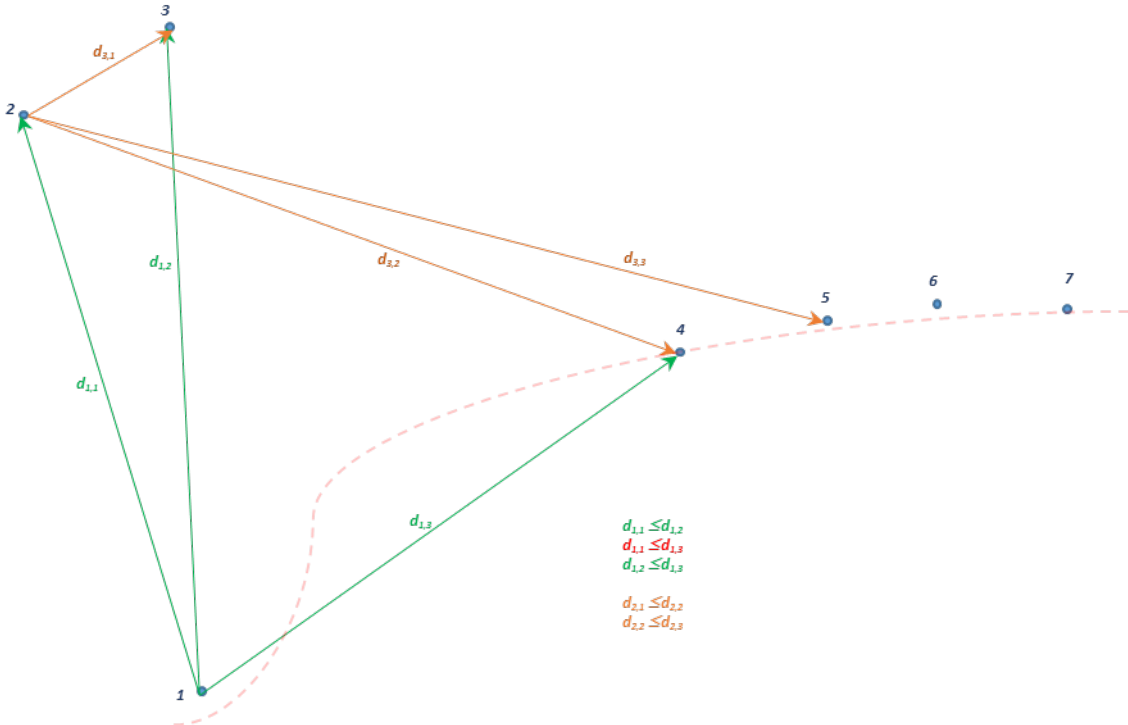


Figure 97 - Sur ce cas de figure, la distance entre 1 et 2 est plus grande qu'entre 1 et 3, on estime donc que 2 et 3 sont incohérents

3)

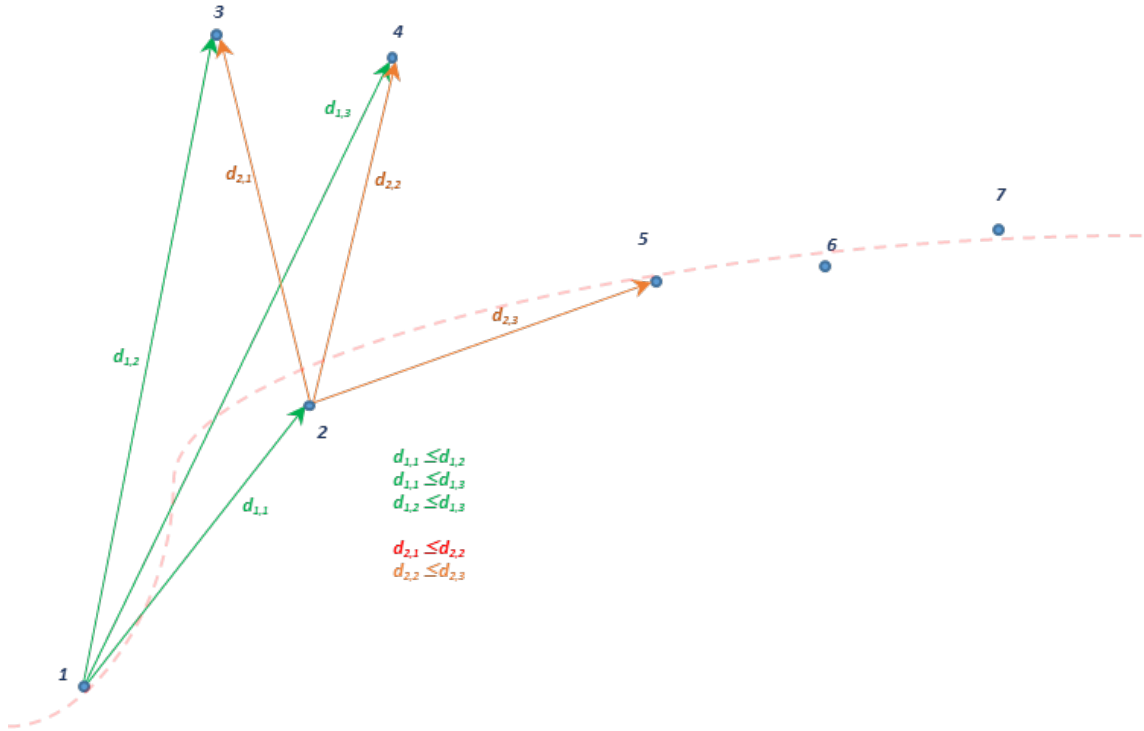


Figure 98 - Sur ce cas de figure, c'est la distance entre 2 est 3 qui est plus grande qu'entre 2 et 4, on décide donc d'exclure 3 et 4

4)

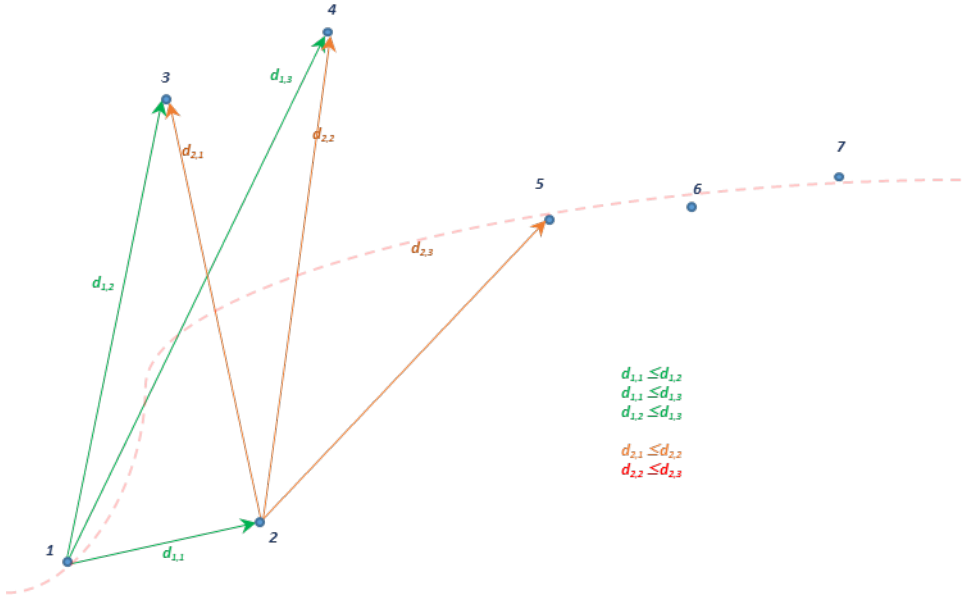


Figure 99- Sur ce cas de figure, on a la distance entre 2 et 4 qui est supérieure à la distance entre 2 et 5, on exclue donc 2, 3 et 4