

50376
1995
239

gen 30 10 4501

T

N° d'ordre :

THESE

présentée à
L'UNIVERSITE DES SCIENCES ET TECHNOLOGIES DE LILLE

pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITE
Spécialité : ELECTRONIQUE

par

Alice THERY

"ETUDE DE LA DETECTION DU VENTRICULE GAUCHE,
A PARTIR DE VUES ECHOCARDIOGRAPHIQUES SOUS INCIDENCE
APICALE,
PAR APPLICATION DE LA LOGIQUE FLOUE"

"CONTRIBUTION A LA RESTITUTION 3D
DU MOUVEMENT DU VENTRICULE"

Soutenue le : 22 juin 1995

Membres du jury : M. B. VIGOUROUX Rapporteur
M. H. VU THIEN Rapporteur
M. J.-M. WACRENIER Président de jury
M. J.-P. DUBUS Directeur de thèse
Mme A.M. DESODT Examineur
M. Y. HOUDAS Examineur
M. J.-L. LECROART Examineur



SOMMAIRE

INTRODUCTION	
1. GENERALITE SUR L'ECHOCARDIOGRAPHIE	
1.1. L'IMAGERIE MEDICALE UTILISEE POUR L'EXPLORATION DU COEUR	4
1.2. L'ONDE ULTRASONORE UTILISEE EN ECHOGRAPHIE	5
1.2.1. L'ONDE ACOUSTIQUE	5
1.2.2. L'ENERGIE ET L'ATTENUATION DES ONDES	8
1.2.3. LES PRINCIPALES INTERACTIONS ENTRE L'ONDE ET LA MATERIE	9
1.3. LE PRINCIPE DE L'ECHOGRAPHIE	12
1.3.1. L'ECHOGRAPHIE TEMPS-MOUVEMENT	12
1.3.2. "L'ECHOGRAPHIE B" OU "REPRESENTATION BIDIMENSIONNELLE"	14
1.4. LES SONDAS ECHOGRAPHIQUES	16
1.4.1. LES SONDAS MONOPLANS	16
1.4.2. LES SONDAS 3D	18
1.4.3. LES PROBLEMES DE PRISES DE VUES DU COEUR	19
2. PRESENTATION DU PROJET	21
2.1. LES DIFFERENTES ETAPES DE RECONSTRUCTION	22
2.2. LA REPRESENTATION DU VOLUME 3D	24
2.2.1. LA REPRESENTATION DU VOLUME 3D	26
2.2.2. LES MODES D'ECLAIRAGE	26
2.3. LES BASES DE DONNEES	27
2.3.1. LA BASE PIXEL	28
2.3.2. LA BASE 2D	30
2.3.3. LA BASE 3D	31
2.4. L'ANIMATION DU VENTRICULE	32

3. EVOLUTION DES TRAVAUX DE RECHERCHE EN SEGMENTATION D'ECHOCARDIOGRAPHIES BIDIMENSIONNELLES	35
3.1. QUELQUES DEFINITIONS	36
3.2. LES PRE-TRAITEMENTS	38
3.2.1. L'ELIMINATION DU BRUIT	38
3.2.2. LE REHAUSSEMENT DES CONTOURS	40
3.2.3. L'ETABLISSEMENT D'UNE ZONE D'INTERET	40
3.2.4. L'ETABLISSEMENT DU CENTRE DE LA CAVITE	41
3.2.5. LE FILTRAGE DE FOURIER	44
3.3. L'EVOLUTION DES METHODES DE DETECTION DE CONTOURS	49
3.3.1. LES PREMIERES METHODES	49
3.3.2. LES METHODES SPATIALES	49
3.3.3. LES METHODES SPATIO-TEMPORELLES ET METHODES DE SUIVI DE CONTOURS	54
3.4. LES POST-TRAITEMENTS	60
3.4.1. L'APPROCHE FRONTIERE	60
3.4.2. L'APPROCHE REGION	61
3.4.3. CONCLUSION	62
4. UTILISATION DE LA LOGIQUE FLOUE	69
4.1. LA NECESSITE D'UNE THEORIE FLOUE	65
4.1.1. L'HISTORIQUE DE LA LOGIQUE FLOUE	65
4.1.2. LES AVANTAGES DE LA LOGIQUE FLOUE	67
4.2. QUELQUES ELEMENTS DE LA THEORIE DU FLOU	69
4.2.1. LA FONCTION D'APPARTENANCE	70
4.2.2. LES ENSEMBLES FLOUS	72
4.2.3. LA DESCRIPTION SYMBOLIQUE	72
4.2.4. LE PASSAGE DANS LE DOMAINE SYMBOLIQUE	74
4.2.5. LE DOMAINE SYMBOLIQUE OU DOMAINE D'INFERENCE	77
4.3. LES METHODES DE SEGMENTATION FLOUE	85
4.3.1. LA SEGMENTATION PAR PARAMETRES GEOMETRIQUES FLOUS	86
4.3.2. LA CLASSIFICATION FLOUE	91
4.3.3. LES SYSTEMES FLOUS	96
4.3.4. CONCLUSION	106

5. LA MISE EN OEUVRE DU SYSTEME FLOU	109
5.1. L'ANALYSE DES CARACTERISTIQUES D'UNE ECHOCARDIOGRAPHIE	109
5.1.1. LES ZONES ANATOMIQUES	110
5.2. LA SEGMENTATION PAR SYSTEME FLOU	113
5.2.1. LA PRESENTATION DU SYSTEME FLOU	113
5.2.2. LE LANCER DE RAYONS	115
5.2.3. LA DESCRIPTION LINGUISTIQUE	120
5.2.4. LES REGLES FLOUES	127
5.2.5. LE SYSTEME FLOU	133
6. TESTS ET RESULTATS	149
6.1. PERFORMANCE DE L'ALGORITHME	151
6.2. ROBUSTESSE DU SYSTEME DE SEGMENTATION	152
6.2.1. ROBUSTESSE VIS-A-VIS DU BRUIT	152
6.2.2. ROBUSTESSE VIS-A-VIS D'UN CONTOUR ETENDU SUR PLUSIEURS PIXELS	156
6.3. APPLICATION AUX SEQUENCES	158
6.3.1. UN MODELE COMMUN A TOUTES LES VUES	158
6.3.2. VUE PRECEDENTE SERVANT DE MODELE	164
CONCLUSION	
ANNEXE	
ELEMENTS DE THEORIE	
CALCUL DE L'INTERPOLATION DES REGLES	
ETUDE DE LA VALVE MITRALE	
LE RECADRAGE DES COUPES EN VUE DE LA RECONSTITUTION DU VOLUME	
FAISABILITE DE TRAITEMENTS EN PARALLELE	
BIBLIOGRAPHIE	

AVANT PROPOS

Ce travail de thèse est le fruit d'une collaboration entre le Laboratoire de Mesures Automatiques de l'université de Lille I et le Service d'Explorations Fonctionnelles Cardiovasculaires du CHR de Lille. Je remercie tous les collaborateurs qui ont permis la réalisation de ce travail dans les conditions les meilleurs, en particulier : Monsieur le professeur Dubus, pour la direction scientifique et ses nombreux conseils, ainsi que Monsieur le Professeur Houdas et Monsieur Lecroart pour les informations médicales.

Je suis très reconnaissante aux Professeur Vigouroux et Professeur Vu Thien d'avoir accepté d'être les rapporteurs de cette thèse ainsi qu'à Monsieur Wacrenier d'avoir accepté de présider ce jury.

Je remercie Madame Desodt d'avoir examiné ce travail en tant que spécialiste du domaine "du flou".

Je tiens également à remercier toute l'équipe du Laboratoire et plus spécialement Monsieur Wattrelot, pour l'aide apportée à la réalisation pratique de ce travail.

Dans mes remerciements je n'oublie pas tous ceux qui ont contribué directement ou indirectement à la réalisation de cette thèse tout au long de ces années de préparation.

INTRODUCTION

De nos jours, l'imagerie médicale prend un grand essor ; elle est de plus en plus utilisée. Elle permet la visualisation des pathologies et la quantification des anomalies. Sans son support, certains diagnostics seraient impossibles. L'amélioration des performances de l'informatique, de l'électronique et du traitement d'images permet d'augmenter la qualité des images, de réduire le temps d'analyse et de limiter les erreurs humaines. Ce qui rend l'interprétation des images plus facile et le diagnostic plus précis.

Le ventricule gauche est une chambre cardiaque à haute pression. C'est dans celle-ci qu'ont lieu les principales pathologies : l'infarctus (ensemble de cellules mortes d'une paroi), l'ischémie (ensemble de cellules mal irriguées) et l'anévrisme (déformation anormale de la paroi)... Le ventricule gauche est donc l'objet de nombreuses études en imagerie médicale.

Différents types d'imageries existent, on y trouve : la radiographie classique, l'échographie, les rayons X et l'IRM. Parmi ces types d'imageries, l'échographie est très utilisée pour l'exploration des structures du coeur.

Elle est adaptée à la visualisation de tissus mous. Elle est totalement atraumatique et relativement confortable pour le patient. L'exposition répétée aux ultrasons à un niveau normal d'énergie est peu dangereuse. Les prises de vues sont assez rapides et permettent de produire des séquences d'images dynamiques du coeur en temps réel sans nécessiter de techniques très sophistiquées. De plus, les échographes sont des petits appareils peu coûteux. Ils peuvent donc être installés en cabinet médical.

L'inconvénient majeur de l'échographie est de donner des images de qualité médiocre. Pour y remédier, il est nécessaire d'élaborer des techniques spécifiques de traitement d'images pour obtenir des mesures précises.

A la suite d'un examen échocardiographique, le praticien ne dispose plus que d'images statiques reflétant l'activité du coeur au moment de la prise de vues. La notion de mouvement est créée par la visualisation successive des images.

Pour examiner les dysfonctionnements du ventricule gauche de manière qualitative et quantitative, il s'avère intéressant de le reconstruire en trois dimensions, et même d'y associer son mouvement. Ce procédé permet de déduire l'anatomie de la structure cardiaque et ses dimensions, d'estimer la fraction d'éjection (quantité de sang éjectée hors de la chambre cardiaque durant chaque cycle), de connaître le mouvement de la paroi ...

Une bonne interprétation des images échocardiographiques, représentant le ventricule gauche en mouvement périodique par l'arrivée du flux sanguin et son éjection, nécessite la visualisation de son volume ainsi que la restitution de son mouvement. Ceci est l'objectif du projet dans lequel entre le travail de cette thèse.

La reconstruction doit se réaliser de manière automatique. Elle doit être suffisamment précise et la plus fiable possible afin de fournir aux cardiologues un bon outil. Les éléments fournis pour réaliser ce travail sont trois séquences d'images échocardiographiques bidimensionnelles. Chaque séquence représente un cycle cardiaque pris dans un plan apical différent (figure 1).

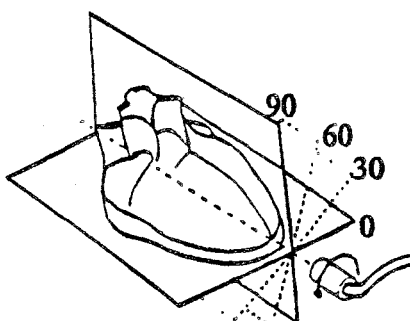


fig. 1 : plans apicaux des vues prises

Dans ce projet, la difficulté porte peu sur la reconstruction du ventricule à partir des points informations extraits des clichés car la forme du ventricule est relativement simple et les méthodes classiques de reconstruction donnent un résultat suffisant. La difficulté réside dans l'extraction de l'information des contours du ventricule dans les clichés car ceux-ci sont fortement bruités. La mise au point d'une méthode permettant l'extraction de l'information des contours du ventricule constitue le travail de cette thèse.

Les différents chapitres de la thèse s'articulent de la manière suivante :

Dans une première partie, nous décrivons le principe de l'échographie acoustique et les différents procédés de formation des images échocardiographies.

Dans une deuxième partie, nous présentons le projet de reconstruction et d'animation du ventricule gauche.

Dans une troisième partie, nous exposons une étude bibliographique concernant les méthodes de détection des points contours dans les échocardiographies.

Ensuite, dans une quatrième partie, nous présentons la théorie "de la logique flou" et son utilisation en détection de contours. C'est ce principe que nous avons développé.

Puis, dans une cinquième partie, nous détaillons la mise en oeuvre de l'algorithme de segmentation élaboré. Les résultats obtenus sont donnés dans une sixième partie.

GENERALITE SUR L'ECHOCARDIOGRAPHIE

La partie la plus étudiée du coeur est celle du ventricule gauche. C'est une chambre à haute pression et c'est dans celle-ci qu'ont lieu les principales pathologies. Si on suit le parcours du sang dans le coeur, on voit le rôle essentiel joué par le ventricule gauche. Le sang arrive par les veines caves à l'oreillette droite, passe dans le ventricule droit qui l'envoie aux poumons, où il se débarrasse du gaz carbonique puis se charge d'oxygène ; il revient ensuite dans l'oreillette gauche, passe dans le ventricule gauche et enfin est envoyé dans tout l'organisme sous forte pression en passant par l'aorte.

Une coupe du coeur est donnée ci-après figure 2.

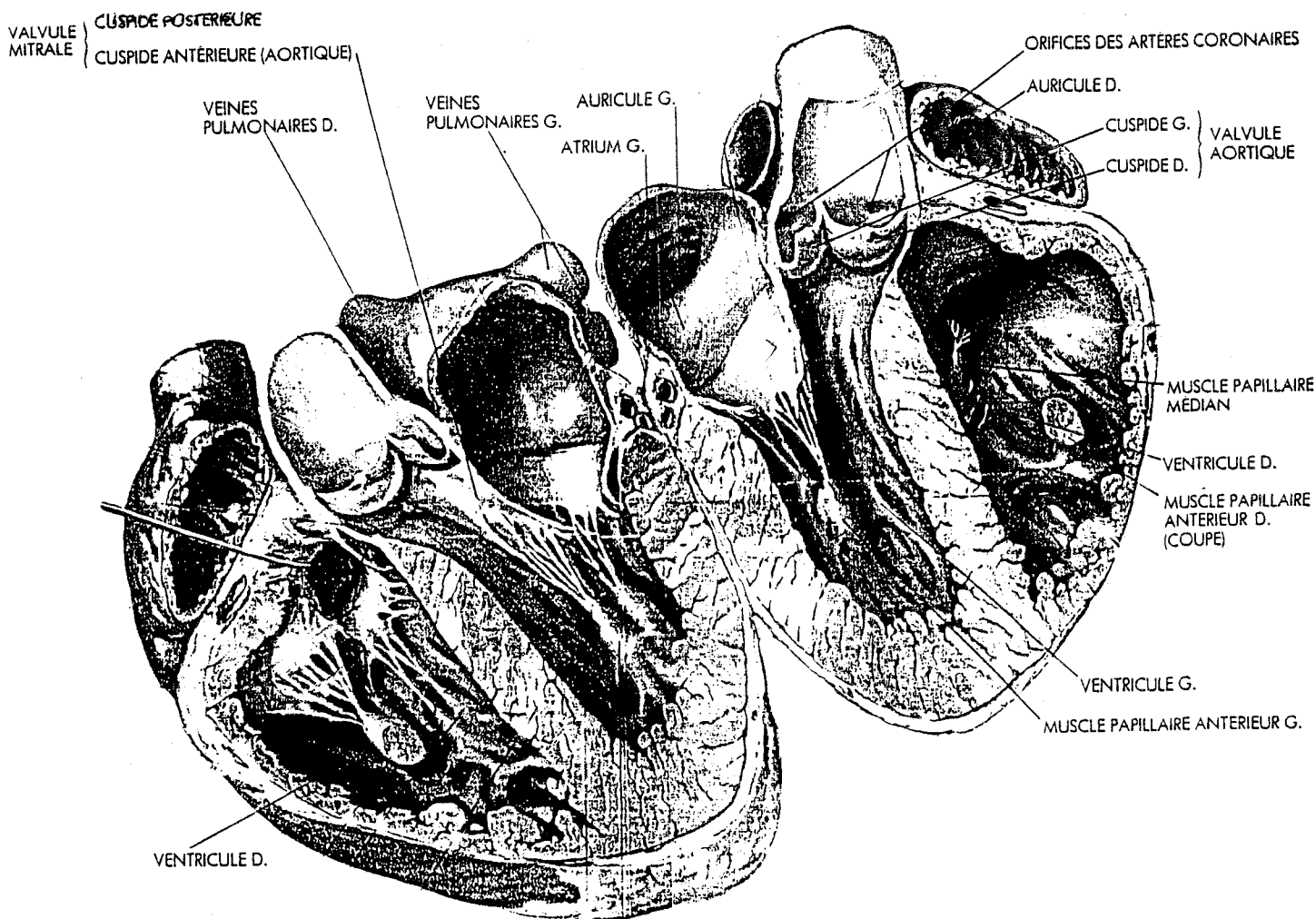


fig. 2 : coupe du coeur

1.1. L'IMAGERIE MEDICALE UTILISEE POUR L'EXPLORATION DU COEUR

Les techniques modernes d'imageries médicales sont souvent complémentaires. Elles permettent de visualiser l'intérieur du corps humain. Celles donnant les images de meilleure qualité, images nettes et peu bruitées, sont les plus nocives pour le patient. Comme nocivité, on trouve l'émission d'un rayonnement de particules ou l'injection dans le patient de produits de contraste pour différencier les tissus visualisés.

Les types d'imageries utilisés pour l'exploration du coeur sont les suivants :

La radiographie donne une photographie du corps humain en le soumettant à un faisceau de rayons X. L'absorption des rayons dépend de l'épaisseur de la substance traversée et des atomes qui la constituent. En plaçant un film radiographique derrière la partie du corps à observer, on visualise les différentes densités des rayons absorbés dans le corps. Utilisation d'un produit de contraste rend opaque la zone soumise aux rayons X.

Les images obtenues par scanner ou par tomomodensimètre sont établies par reconstitution des plans de coupe du coeur d'après les cartes indiquant la densité des rayons X absorbés. Un faisceau de rayons X est déplacé autour du patient. La qualité de ces images est très bonne.

Le principe de la scintigraphie consiste à suivre la répartition d'un radio-isotope injecté par voie intraveineuse dans l'organisme.

La résonance magnétique [BIH 86], [FRI 90] est basée sur la résonance des protons de l'eau contenue dans le corps humain. En présence de deux champs magnétiques extérieurs croisés, les atomes d'hydrogène de l'eau s'orientent dans une même direction. Lorsque les champs magnétiques cessent, les atomes d'hydrogène retournent à leur état d'équilibre en oscillant à une fréquence proche de la fréquence de résonance. Une cartographie représentant ces atomes permet de différencier les tissus du corps humain. En variant l'orientation du champ magnétique, on obtient plusieurs plans qui permettent la reconstruction de l'objet observé.

L'utilisation des ultrasons permet l'exploration, de manière non invasive, d'une partie du corps humain. Ce principe est développé au paragraphe suivant.

1.2. L'ONDE ULTRASONORE UTILISEE EN ECHOGRAPHIE

Pour bien analyser le contenu d'une image, il est important d'étudier son principe de formation [DUB 85] afin de connaître les différentes imperfections qui peuvent se produire lors de la formation de l'image. Ainsi, elle est mieux interprétée et l'information est mieux différenciée du bruit.

La description des ultrasons fait référence à des notions de physique bien connues. Nous la ferons donc sommairement.

Nous définissons d'abord l'onde acoustique utilisée dans les échographes pour décrire ensuite le principe de formation des images ultrasonores.

1.2.1. L'ONDE ACOUSTIQUE

1.2.1.1. L'onde mécanique

Les ondes acoustiques [HAN 82] sont des ondes mécaniques qui se propagent dans les milieux matériels par vibration de la matière. Elles sont classées suivant la fréquence de vibrations. On trouve : les infrasons ($F < 20$ Hz), les sons (20 Hz $< F < 20$ kHz), les ultrasons ($F > 20$ kHz) et les hypersons ($F > 1$ GHz).

Les vibrations se caractérisent par des variations de pression. Pour expliquer ce phénomène, on considère un tuyau rectiligne, rempli d'air à la pression moyenne P_0 , terminé à une extrémité par un piston mobile et à l'autre par une jauge de pression (figure 3). Si le piston fait un aller et retour d'amplitude Δx à l'instant t_0 , on observe à la jauge une brusque variation p_0 de pression (figure 4) qui apparaît avec un retard τ .

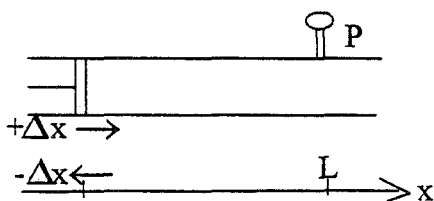


fig. 3 : Mesure de la variation de pression

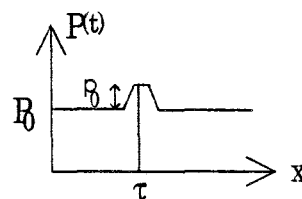


fig. 4 : La variation de pression

L'impulsion de pression ainsi créée s'est propagée jusqu'au capteur avec une célérité $c = \frac{L}{\tau}$. Cette propagation est indépendante de la nature de l'impulsion, t_0 et p_0 , elle dépend uniquement du milieu de propagation, donc de la célérité. La valeur de la célérité varie en fonction du milieu. Des exemples de vitesses sont donnés :

air	330 m sec ⁻¹
eau	1500 m sec ⁻¹
sang	1580 m sec ⁻¹
tissu mou	1550 m sec ⁻¹
squelette	2000 à 3000 m sec ⁻¹

Si, au piston, il est imposé un mouvement sinusoïdal entretenu :

$$x = \Delta x \sin \omega t, \quad (1)$$

de vitesse angulaire :

$$\omega = \frac{2\pi}{T}, \quad (2)$$

la pression mesurée à la jauge varie, elle aussi, de façon sinusoïdale :

$$P(t) = P_0 + p_0 \sin (\omega t - \varphi), \quad (3)$$

dans laquelle φ est le déphasage constaté entre le mouvement du piston et la variation de la pression mesurée pour $x = L$.

La pression acoustique est la variation maximum de pression p_0 par rapport à la pression moyenne P_0 :

$$P(t) = p_0 \sin (\omega t - \varphi) \quad (4)$$

Soit λ la longueur d'onde, on obtient les relations suivantes :

$$c = \frac{\lambda}{T} \Rightarrow \lambda = cT = \frac{c}{\omega} \quad (5)$$

Le déphasage φ est fonction de la distance x : $\varphi = kx$, où k s'appelle le vecteur d'onde :

$$k = \frac{2\pi}{\lambda} = \frac{\omega}{c} \quad (6)$$

La relation de pression acoustique s'écrit donc de manière générale :

$$p(x,t) = p_0 \sin(\omega t - kx). \quad (7)$$

L'échographie utilise des ondes acoustiques impulsionnelles et non des ondes sinusoïdales entretenues. Par analyse spectrale, on se ramène toujours au cas de l'onde sinusoïdale entretenue.

1.2.1.2.L'effet de l'onde acoustique au niveau microscopique

Lorsque le piston se déplace de Δx , il entraîne avec lui des molécules gazeuses voisines qui effectuent un déplacement a_0 . Dans un petit volume situé à $x = \Delta x$, on constate une augmentation de la concentration des molécules gazeuses, donc de la pression (loi des gaz parfaits). Cette augmentation est passagère car les molécules en excédant se déplacent vers le volume voisin suivant le déplacement du piston. Les molécules effectuent donc, elles aussi, un déplacement sinusoïdal autour de leur position moyenne :

$$a(x,t) = a_0 \sin (wt - kx) \quad (8)$$

à la vitesse :

$$u(x,t) = \frac{da}{dt} = wa_0 \cos(wt - kx) = v_0 \cos (wt - kx). \quad (9)$$

La vitesse $u(x,t)$ des molécules dépend uniquement de la nature de l'impulsion donnée au piston.

La propagation d'une onde acoustique fait intervenir "l'inertie" et "l'élasticité" du matériau. Ainsi, la célérité c dépend de la masse volumique ρ et du paramètre d'élasticité E (qui est le coefficient de compressibilité pour les gaz et fluides et le coefficient d'élasticité pour les solides) :

$$c = \frac{E}{\rho} \quad (10)$$

On en déduit une relation entre la pression p_0 et la vitesse u_0 :

$$p_0 = \rho c u_0 \quad (11)$$

1.2.1.3.L'onde utilisée en échographie

L'onde mécanique décrite précédemment est une onde longitudinale. La vitesse $u(x,t)$ est parallèle à la direction de propagation, c'est une onde plane. Dans le cas des ondes transversales, la vitesse $u(x,t)$ est perpendiculaire à la direction de propagation (exemple des

cordes vibrantes). Ce type d'onde ne peut pas se propager dans les milieux fluides homogènes ni dans les tissus biologiques, à l'exception du squelette. Elles n'interviennent donc pas en échographie médicale.

Dans le cas des ondes planes se propageant dans un milieu homogène et supposé isotrope, la pression $p(x,t)$ est la même dans tout le plan perpendiculaire à l'axe $(0,x)$ de propagation (figure 5). Si la source est ponctuelle, l'onde obtenue devient une onde sphérique (figure 6).

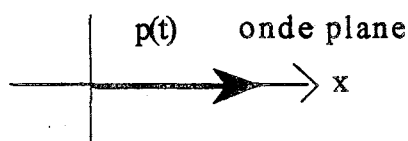


fig. 5 : l'onde plane

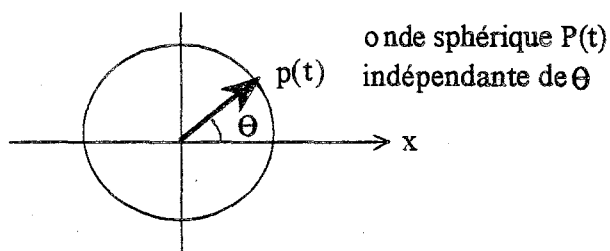


fig. 6 : l'onde sphérique

Les ondes utilisées en échocardiographie sont des ondes intermédiaires entre celles des deux cas précédents (figure 7). Ce sont des ondes directives se propageant dans un cône dont l'axe fait un angle d'ouverture θ avec la direction principale de propagation.

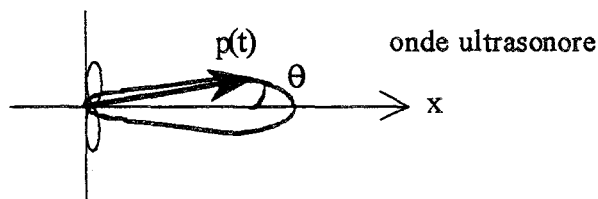


fig. 7 : l'onde échographique

1.2.2. L'ENERGIE ET L'ATTENUATION DES ONDES

Le mouvement oscillant des particules traversées par une onde acoustique provoque un excès d'énergie cinétique et potentielle. Cette énergie qui traverse l'unité de surface perpendiculaire à la direction de propagation en une seconde, est une puissance surfacique appelée intensité (exprimée en watt m^{-2}). Pour un échographe, l'intensité est de l'ordre de $10m \text{ watt } cm^{-2}$

$$I = \frac{1}{2} \rho c u_0^2 = \frac{1}{2} \frac{p_0^2}{\rho c} \quad (12)$$

Ce mécanisme de dilution de l'énergie est négligé en échographie : les sources ultrasonores sont assimilées à des sources d'ondes planes.

La propagation des ondes dans un milieu subit une atténuation exprimée en décibel. Par l'exemple, si en x_0 , l'intensité vaut I_0 et en x_1 , elle vaut I_1 , comme la loi d'atténuation est exponentielle, on a la relation suivante :

$$I(x) = I_0 e^{-\alpha x} \quad (13)$$

Le coefficient d'atténuation α entre x_1 et x_2 mesure l'atténuation et il vaut :

$$\alpha = \frac{1}{x} \ln \frac{I_0}{I_1} \quad (14)$$

L'atténuation provient principalement de trois phénomènes [SHU 87] : la diffusion, l'absorption et la réflexion de l'onde émise.

1.2.3. LES PRINCIPALES INTERACTIONS ENTRE L'ONDE ET LA MATIERE

1.2.3.1. L'absorption

L'absorption est la disparition d'une partie de l'énergie d'une onde acoustique par conversion de cette énergie sous une autre forme, essentiellement la chaleur. Si on néglige les phénomènes de réflexion et de diffusion, le coefficient d'atténuation α d'une onde correspond au coefficient d'absorption de l'onde. Parmi les paramètres intervenant dans l'absorption, il faut noter principalement :

- la viscosité : elle donne lieu à des forces de frottement proportionnelles à la vitesse.
- la conductibilité calorifique : la propagation de l'onde est accompagnée d'un transfert de chaleur d'une molécule à l'autre. La déperdition de chaleur varie avec le carré de la fréquence.
- la relaxation moléculaire : les molécules vibrantes peuvent se transformer et ainsi emmagasiner une certaine énergie qui, selon la fréquence, sera restituée plus ou moins complètement et plus ou moins rapidement.

1.2.3.2. La réflexion

Une onde acoustique qui traverse, avec un angle d'incidence β_i , la surface séparant deux milieux 1 et 2 donne naissance, au niveau de l'interface, à une onde réfléchie qui forme avec la normale un angle d'incidence β_r , et à une onde transmise dont l'angle d'incidence vaut β_t (figure 8). Les relations existantes entre les angles d'incidence sont les suivantes :

$$\beta_i = \beta_r \quad ; \quad \frac{\sin\beta_i}{\sin\beta_t} = \frac{c_1}{c_2} \quad (15)$$

où c_1 et c_2 représentent respectivement la célérité dans les milieux 1 et 2.

La réflexion d'une onde est le phénomène par lequel la direction de propagation est modifiée lorsque l'onde traverse des milieux différents.

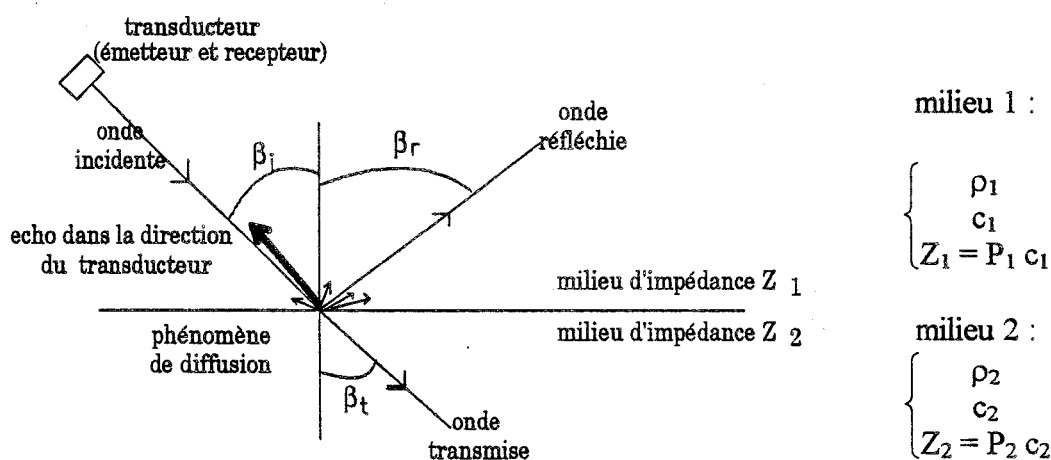


fig. 8 : principe de réflexion de l'onde

I_i , I_r et I_t sont les intensités des ondes incidentes, réfléchies et transmises. Les facteurs de réflexions R et de transmission T sont donnés par les relations :

$$R = \frac{I_r}{I_i} \quad ; \quad T = \frac{I_t}{I_i} \quad (16)$$

Les sources émettent une impulsion tous les instants T . Après l'émission de l'onde, les sources deviennent des récepteurs et écoutent les échos de l'onde émise. L'intensité de l'onde réfléchie est maximale pour l'incidence normale $\beta_i = 0$ et décroît très rapidement lorsque β_i augmente. Par conséquent, il ne sera visualisé sur les échographies que les éléments de surface pour lesquels l'angle d'incidence est voisin de zéro. Dans ce cas, le facteur de réflexion devient R_{normale} :

$$R_{\text{normale}} = \left(\frac{Z_2 - Z_1}{Z_1 + Z_2} \right)^2 \quad (17)$$

où Z_1 et Z_2 sont les impédances acoustiques des milieux 1 et 2.

L'impédance mesure "l'inertie du milieu" et dépend des grandeurs relatives du milieu :

$$Z = \frac{p_0}{u_0} = \rho c = \sqrt{\rho E} \quad (18)$$

Pour déplacer les particules élémentaires d'un milieu, il faut une pression acoustique d'autant plus grande que le milieu est plus dense et plus rigide.

Une interface air-eau donne un coefficient de réflexion de $R_{\text{normale}} = 0,9989$ ($Z_{\text{air}} = 4 \cdot 10^2 \text{ km}^2 \text{ sec}^{-1}$; $Z_{\text{eau}} = 1,5 \cdot 10^6 \text{ km}^2 \text{ sec}^{-1}$). Seulement 1,1% de l'énergie acoustique passe dans l'eau, d'où l'utilisation des gels de contact pour réaliser l'impédance acoustique entre la sonde échographique. Cette forte réflexion se caractérise par des zones opaques pour les organes remplis d'air. Les impédances acoustiques des tissus biologiques sont souvent très voisines, ce qui explique que l'amplitude reçue des échos est en général très faible.

1.2.3.3. La diffusion

Lorsque les objets, placés dans le champ d'une onde acoustique, ont des dimensions moyennes très supérieures à la longueur d'onde, le phénomène de réflexion de celle-ci se produit. Dans le cas contraire, le phénomène de diffusion de celle-ci domine. L'intensité diffusée augmente très rapidement avec la taille de l'objet et la fréquence de l'onde. La fraction diffusée vers l'arrière (rétrodiffusion) peut atteindre la sonde et être à l'origine d'un bruit dans le signal écho.

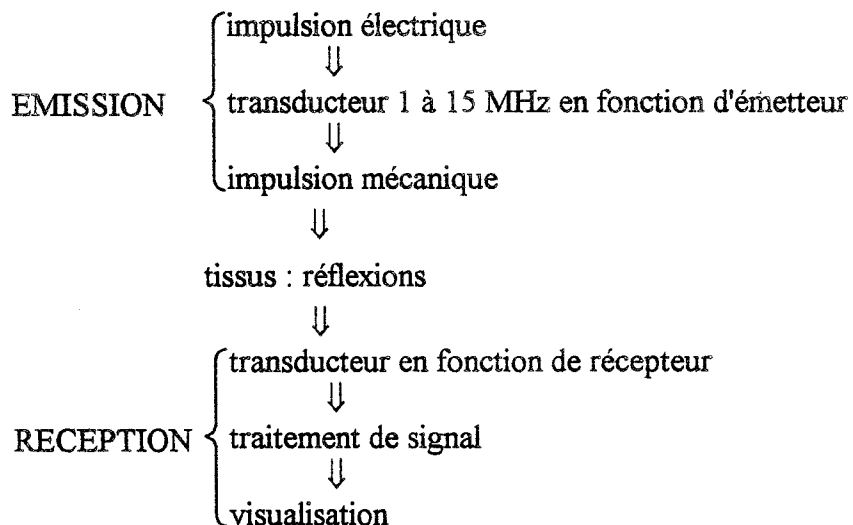
L'image est constituée d'échos qui sont des ondes réfléchies en direction de la sonde lors de la rencontre de l'onde émise avec un changement de milieu de propagation. A ces signaux se superposent des bruits (speckle) provenant des échos parasites sur les microstructures des tissus. Des études sont en cours pour analyser ce bruit de speckle afin de déduire sa loi de probabilité [WAG 83] et ses propriétés de texture [MEU 88], [COR 90].

1.3. LE PRINCIPE DE L'ECHOGRAPHIE

Les ultrasons émis par un transducteur se propagent dans un milieu parfaitement homogène avec des faibles pertes. Les variations d'impédance acoustique entre deux milieux homogènes provoquent des modifications importantes de l'énergie transmise ou réfléchi ; ce phénomène permet de détecter une discontinuité dans un milieu en mesurant soit l'énergie réfléchi (principe de l'échographie), soit la perte d'énergie transmise (principe de la transmission).

Les fréquences ultrasonores utilisées sont comprises entre 1 et 15 MHz, ce qui correspond à une longueur d'onde de 0,1 à 1,5 millimètres, valeurs proches des dimensions des cellules. Le coefficient d'atténuation des ultrasons dans les tissus mous est sensiblement proportionnel à la fréquence et varie généralement de 0,5 à 3,5 dB cm⁻¹ MHz⁻¹. Il existe donc un compromis entre la fréquence ultrasonore et la profondeur de pénétration des ultrasons.

Le principe de l'échographie se schématise de la manière suivante :



La représentation de l'écho est donnée sous la forme d'un signal monodimensionnel (échographie temps-mouvement) ou bidimensionnel (échographie bidimensionnelle).

1.3.1. L'ECHOGRAPHIE TEMPS-MOUVEMENT

Pour obtenir une échographie temps-mouvement (figure 9), la sonde est fixe sur le patient et l'exploration de l'objet se fait uniquement dans la direction de l'onde émise [LAN 82]. L'amplitude des échos produits par cette ligne explorée est suivie au cours du temps.

L'étude d'une zone particulière peut être faite. En effet, comme la vitesse de propagation de l'onde est connue, l'écho reçu à un temps τ après l'émission correspond donc à une réflexion de l'onde faite à une distance connue dx de la source. En écoutant uniquement les échos produits à un temps τ après leur émission, on suit ainsi l'évolution du comportement d'une zone très localisée du corps.

La figure 10 représente à l'évolution au cours du temps d'un point particulier situé sur les lignes d'explorations marquées sur la figure 9.

L'énergie acoustique réfléchiée par les discontinuités rencontrées par le faisceau ultrasonore est représentée en fonction du temps. La source émet une onde qui traverse différents types de milieu. A chaque discontinuité rencontrée par l'onde, un écho est créé. L'amplitude de l'écho est d'autant plus importante que la différence d'impédance entre les deux milieux est grande. La figure 11 représente le milieu de propagation de l'onde et l'amplitude de l'écho en fonction du temps.

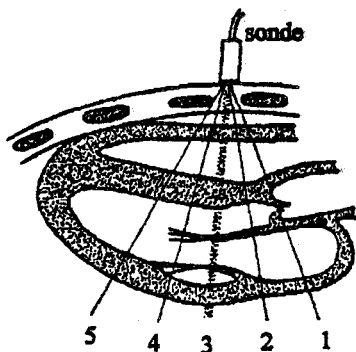


fig. 9 : principe de l'échographie TM

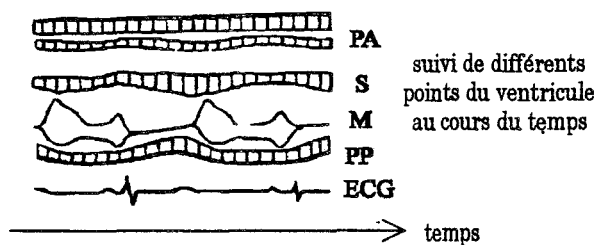


fig. 10 : évolution au cours du temps d'un point particulier

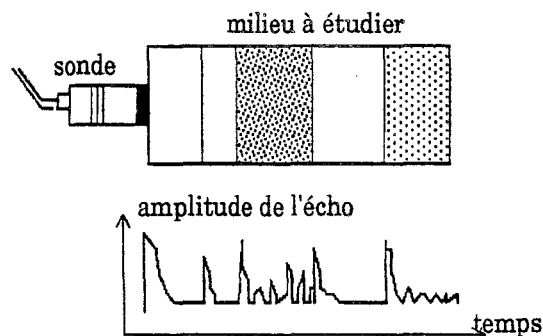


fig. 11 : Principe de l'échocardiographie

Les différents signaux électriques utilisés pour visualiser le signal échographique en fonction du temps sont donnés dans la figure 12.

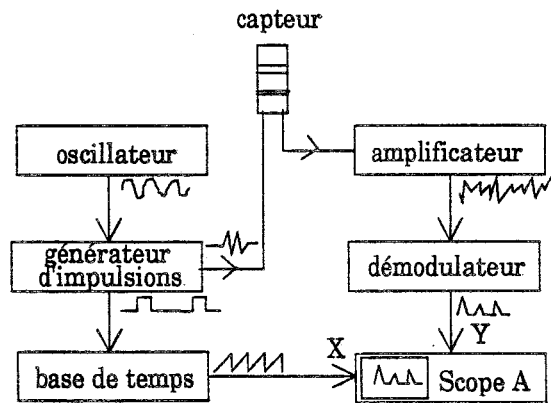


fig. 12 : parcours des signaux électriques pour créer le signal échographique

Le signal de synchronisation du système est fourni par une horloge qui commande un générateur d'impulsions. Il excite le transducteur piézo-électrique de la sonde pendant un bref instant et, simultanément, l'horloge déclenche un générateur de base de temps qui est relié aux plaques de déviation horizontale de l'oscilloscope. Les plaques de déviation verticale de l'oscilloscope sont reliées au capteur par l'intermédiaire de systèmes électroniques d'amplification et de démodulation. Sur l'écran de celui-ci les signaux reçus par la sonde sont visualisés.

1.3.2. "L'ECHOGRAPHIE B" OU "REPRESENTATION BIDIMENSIONNELLE"

Une représentation bidimensionnelle est constituée de plusieurs représentations monodimensionnelles. Pour l'exploration d'un plan de coupe (figure 13), la source est translatée suivant un axe perpendiculaire aux lignes d'exploration ou bien la source subit une rotation afin de balayer un secteur de plan de coupe [MAC 83]. L'exploration par translation ou rotation de la source dépend du type de sonde utilisée.

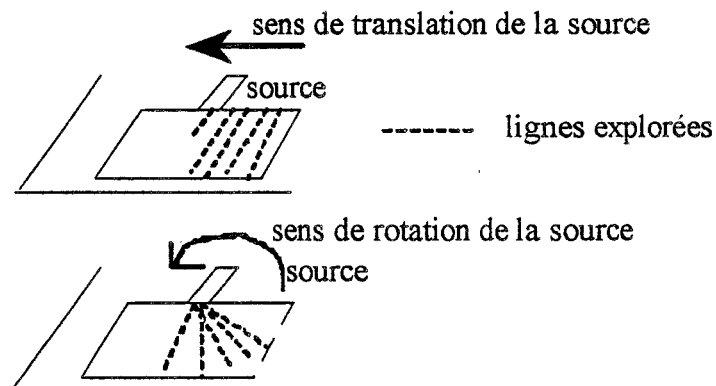


fig. 13 : exploration d'un plan de coupe par translation ou rotation de la source

Un exemple d'échographie bidimensionnelle est donné sur la figure 14.

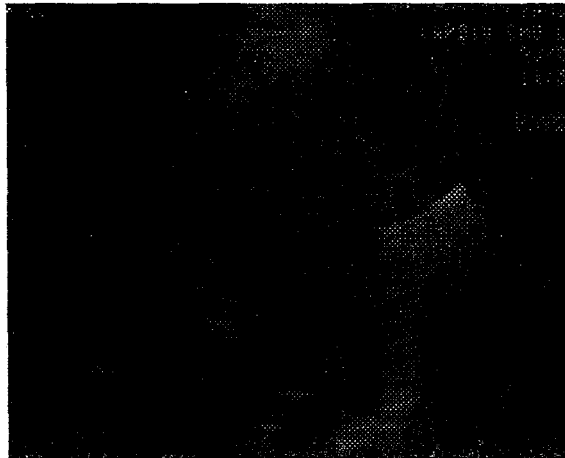


fig. 14 : une image échographique

Pour obtenir une image bidimensionnelle, les signaux représentant les échos subissent quelques traitements afin d'être mis sous la forme d'une image, c'est à dire, donner à chaque point de l'image une couleur.

Le signal reçu par la source ou transducteur subit un filtrage de type passe-bas, qui enlève les bruits et lisse le signal, puis, il est codé au format vidéo. Ceci nécessite une conversion des coordonnées polaires en coordonnées cartésiennes dans le cas où la source balaye un secteur angulaire, cas le plus fréquent (figure 15). Après cette conversion, on dispose de beaucoup d'informations sur la zone avoisinant la sonde tandis qu'elles manquent loin de celle-ci. Les données sont donc interpolées afin de reconstituer l'image. Les méthodes couramment appliquées sont l'interpolation bilinéaire ou de Bresenham [TAX 90], [HER 91]. La méthode d'obtention et de transformation du signal donne un signal 2D fortement bruité. L'interprétation de l'image est donc difficile.

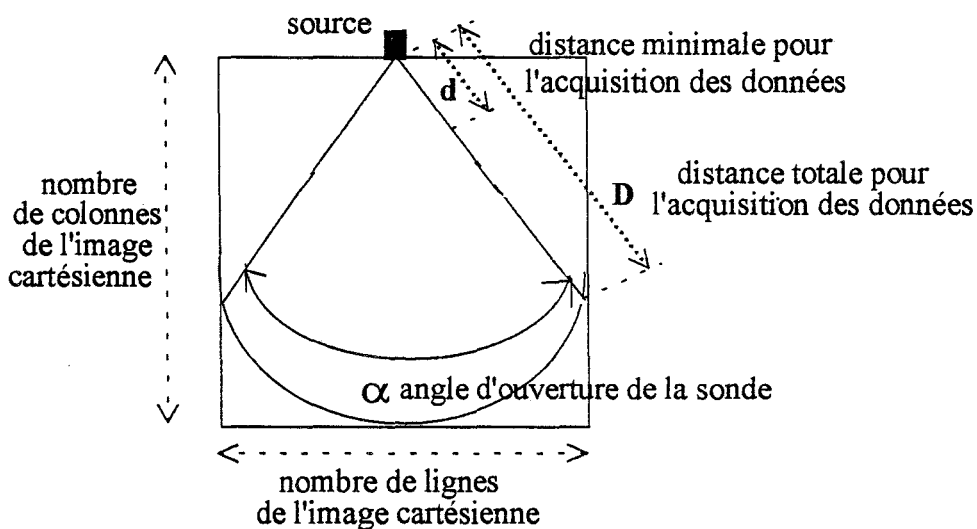


fig. 15 : passage de coordonnées polaires en coordonnées cartésiennes

Le principe de formation de l'image bidimensionnelle donne une importante anisotropie entre les résolutions spatiales axiale et latérale (figure 16). La résolution axiale est directement liée à la durée du signal ultrasonore émis tandis que la résolution latérale est associée à la largeur du faisceau ultrasonore.

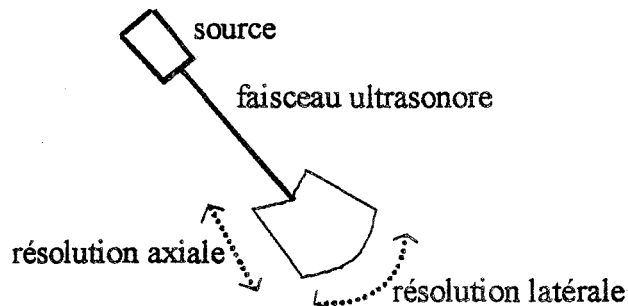


fig. 16 : les résolutions de l'image échographique

Le paragraphe suivant décrit les différents types de sondes permettant d'envoyer des ondes ultrasonores.

1.4. LES SONDES ECHOGRAPHIQUES

1.4.1. LES SONDES MONOPLANS

Pour réaliser une échographie bidimensionnelle du coeur, les sondes utilisées [POU 82] sont à prises de vues rapides. Différents types de sondes existent.

Les sondes rotatives (figure 17) ont un émetteur d'ultrasons, placé au foyer d'un miroir parabolique, de sorte que le faisceau émis balaie linéairement le plan de coupe sur une largeur d'une quinzaine de centimètres. Les échos parcourent le chemin inverse.

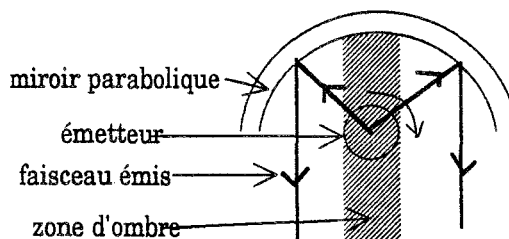


fig. 17 : sonde rotative

Les sondes mécaniques à balayage sectoriel explorent un secteur. Plusieurs principes existent : soit le capteur oscille autour d'un point fixé (figure 18a) ou de plusieurs points fixes (figure 18d), soit une roue supporte plusieurs transducteurs, activés périodiquement lorsqu'ils rentrent dans le cône d'exploration (figure 18b), soit un miroir tourne pour dévier le faisceau ultrasonore d'un transducteur fixe (figure 18c).

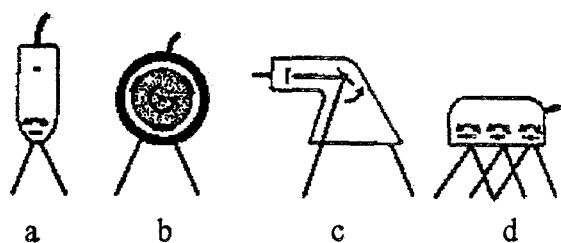


fig. 18 : les sondes mécaniques à balayage sectoriel

Les sondes à balayage sectoriel par déflexion électronique du faisceau (figure 19) sont constituées d'un alignement de transducteurs qui génèrent les ultrasons puis les reçoivent. Si les impulsions des transducteurs sont émises au même instant, l'interférence, entre les ondes émises par chaque transducteur, provoque un effet directif du faisceau d'ultrasons. Si ses impulsions sont linéairement décalées dans le temps, le pinceau acoustique émis est incliné par rapport à la surface du capteur et se propage dans une direction qui fait un angle θ avec la normale à l'axe d'alignement des transducteurs. La variation des retards au cours du temps permet de réaliser un balayage sectoriel dont l'ouverture maximale de l'angle est de 90 degrés.

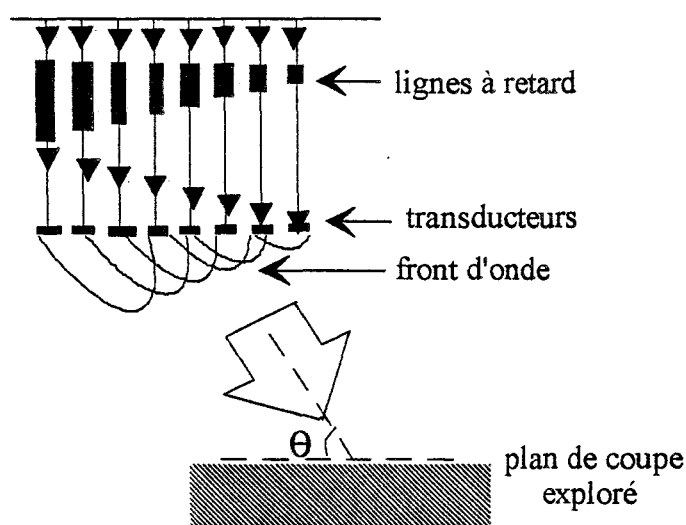


fig. 19 : Principe de la sonde par déflexion électronique du faisceau

Les sondes à balayage électronique linéaire (figure 20) contiennent un barreau détecteur, de 5 à 15 centimètres de long, constitué d'un nombre important de transducteurs

de petites dimensions (de l'ordre du millimètre), placés côte à côte. La surface d'émission-réception est obtenue en associant plusieurs éléments du barreau, excités en même temps afin de réduire la divergence du faisceau émis. Après chaque séquence d'émission-réception correspondant à l'exploration d'une ligne, la surface de travail est translatée d'un élément de telle sorte que l'espace entre chaque ligne d'exploitation est de l'ordre du millimètre (de la largeur de chaque transducteur élémentaire). On peut agir sur l'alignement et sur l'assemblage des transducteurs pour augmenter la convergence du faisceau émis. Les capteurs peuvent être disposés sur une surface plane ou une surface concave. Pratiquement, pour réaliser l'effet de directivité et de balayage sectoriel, l'émission-réception est effectuée en associant plusieurs barreaux. L'émission suivante est décalée dans le temps et translatée d'un élément pour conserver la résolution.

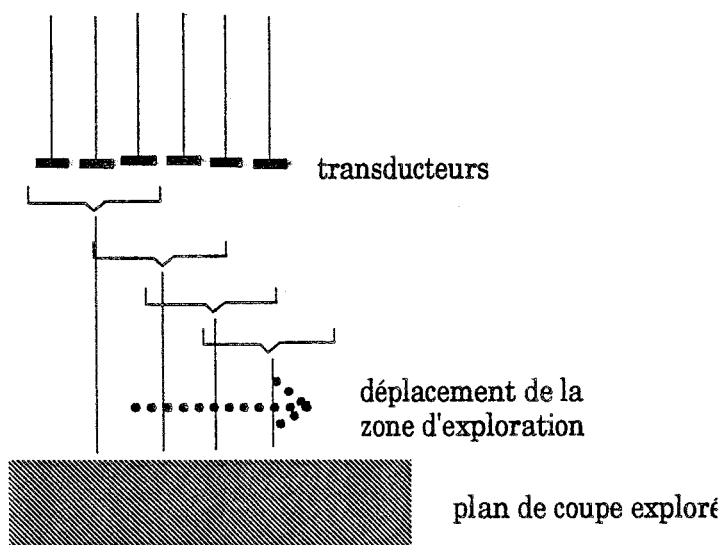


fig. 20 : Principe de la sonde à balayage linéaire

1.4.2. LES SONDES 3D

Des acquisitions 3D à partir d'ondes ultrasonores sont en cours d'étude [WOL 94]. S'il est facile d'émettre en même temps à partir de deux sources ultrasonores, il est difficile de réaliser deux images représentatives de chacune des sources. En effet, les phénomènes de diffusion et de réflexion sont trop importants pour différencier la source émettrice d'échos reçus. Cependant il existe des mécanismes qui permettent d'acquérir en temps différés des séquences (figure 21). Les types de sondes utilisées sont les suivantes : les sondes rotatives (21a), les sondes à déplacement parallèle (21b) et les sondes oscillantes à déplacement angulaire (21c).

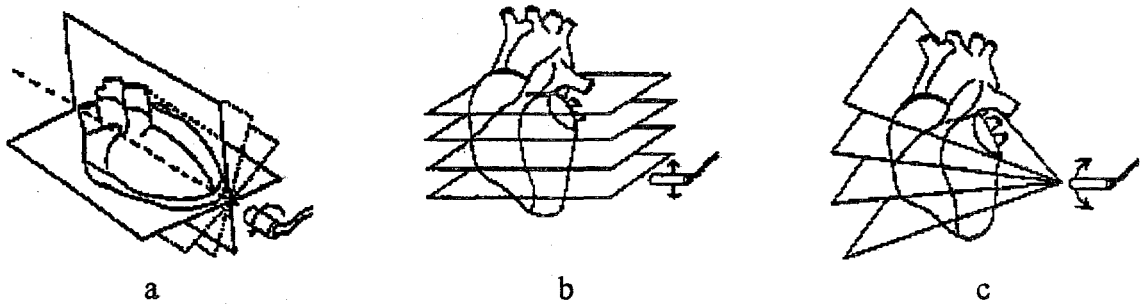


fig. 21 : les différents types de sonde pour de l'acquisition 3D

Pour acquérir plusieurs clichés à plans de coupes définis, la sonde doit avoir un mouvement précis de rotation ou de translation. Elle peut être montée sur un bras mécanique [LEG 94].

1.4.3. LES PROBLEMES DE PRISES DE VUES DU COEUR

Le coeur n'est accessible aux ultrasons qu'à travers une fenêtre limitée par le sternum, les poumons et le diaphragme. Du point de vue de l'impédance acoustique, l'os constituant le sternum et l'air emplissant les poumons sont des milieux très différents des tissus mous. Il en résulte une réflexion très importante, quasi totale, du faisceau d'ultrasons arrivant à leur surface. Ce phénomène limite ainsi la fenêtre d'accessibilité.

Sur la figure 22 sont représentés les trois plans de coupe les plus courants, à savoir les plans de coupes parasternaux petit et grand axe et le plan apical quatre cavités.

Description de la figure : les différentes cavités du coeur visibles sur le dessin.

VG : ventricule gauche
 VD : ventricule droit
 OD : oreillette droite

les artères présentes :

AO : artère aortique
 AP : artère pulmonaire

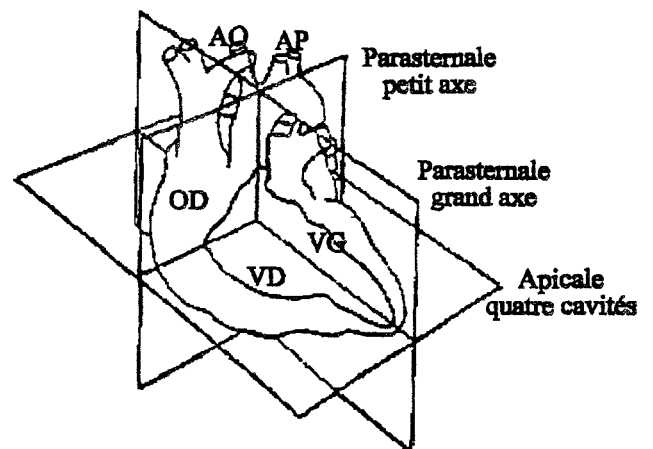


fig. 22 : les différents plans de coupe du coeur accessibles aux ultrasons

Pour obtenir des plans de coupes parasternaux, le capteur est placé au quatrième espace intercostal sur le bord gauche du sternum. Ce mode de prise de vue permet d'obtenir

les plans de coupe suivant le grand axe et le petit axe ventriculaire, l'obtention de l'un ou de l'autre plan de coupe dépend de l'orientation de la sonde. Il est souvent inutilisable pour les patients peu échogènes, réfléchissant toute l'onde ultrasonore.

Dans le cas de coupes prise par mode apical, le patient est allongé horizontalement sur le coté gauche, le capteur est placé au niveau de la pointe des ventricules. Deux plans de coupe sont les plus utilisés : la coupe apicale dite des "quatre cavités", dans laquelle les deux ventricules et les deux oreillettes sont visibles, et la coupe apicale dite des "deux cavités", obtenue en tournant le capteur de 90 degrés par rapport à la position précédente. Tous les plans de coupe pris en tournant la sonde sur elle-même sont théoriquement possibles. Si on n'a pas de dispositif mécanique pour connaître avec précision l'angle de rotation de la sonde, il faut avoir des points de repères anatomiques. Malheureusement, il n'en existe qu'un petit nombre.

Quand les modes de prises de vues précédents sont inutilisables en raison de certaines maladies, le mode oesophagien est utilisé. Les images sont obtenues en descendant dans l'oesophage du patient la sonde. Les clichés obtenus sont de très bonne qualité. Mais ce mode de prise de vues est traumatisant pour le patient.

Notre étude porte sur le mode apical car il est le plus utilisé, même pour des patients peu échogènes. De plus, il permet d'avoir plusieurs plans de coupe, ce qui rend possible une reconstruction 3D.

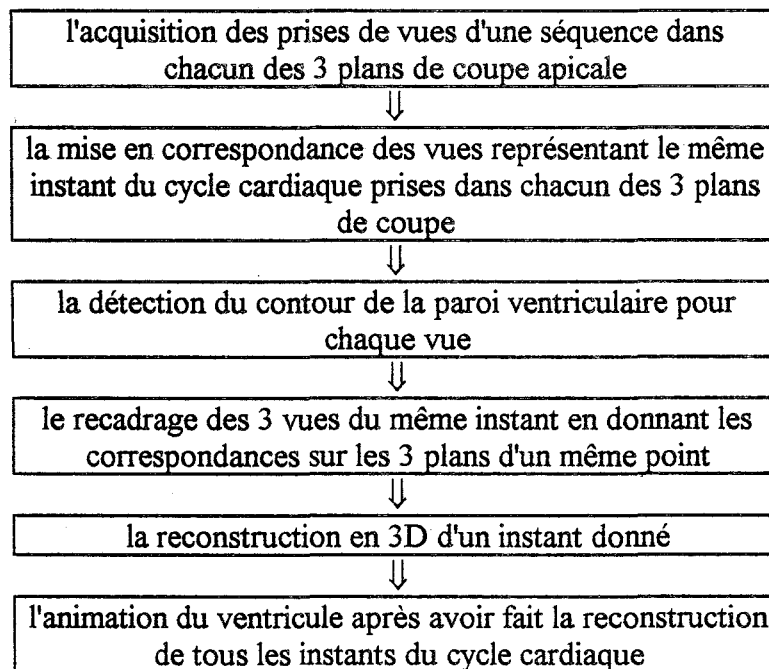
Après avoir présenté le principe de l'échographie, nous allons maintenant présenter le projet dans lequel entre le travail de la thèse, à savoir la reconstruction en 3D du ventricule gauche et l'animation de celui-ci.

PRESENTATION DU PROJET

Ce chapitre présente le projet de reconstruction et d'animation du ventricule. Il ne présente pas le travail de la thèse mais il permet de le situer dans son contexte.

Le projet consiste à reconstruction automatique le ventricule gauche et à lui associer son mouvement. Pour ce faire, on dispose de trois séquences d'images représentant un cycle cardiaque dans des plans de coupe à incidence apicale différente.

Ce projet se décompose en plusieurs parties :



Ce projet est à l'étude au sein du laboratoire depuis plusieurs années. Une première étude a été faite [DEG 92] sur le problème de la reconstruction et de l'animation de celui-ci. Les contours dans les plans apicaux et leur recadrage sont supposés connus. A partir des contours recadrés, la chaîne de reconstruction a été élaborée.

L'objet de cette thèse concerne l'étude de la détection des contours dans les plans apicaux.

Dans ce chapitre, nous allons présenter brièvement le travail déjà réalisé.

2.1. LES DIFFERENTES ETAPES DE RECONSTRUCTION

La cavité ventriculaire ne présente pas de formes particulières (forme concave, objet constitué de plusieurs éléments, ...). Elle ne nécessite donc pas l'emploi de méthodes spécifiques de reconstruction. Cependant, les méthodes classiques employées ont été adaptées au cas particulier du ventricule. Les étapes de reconstruction utilisées sont données dans la figure 23.

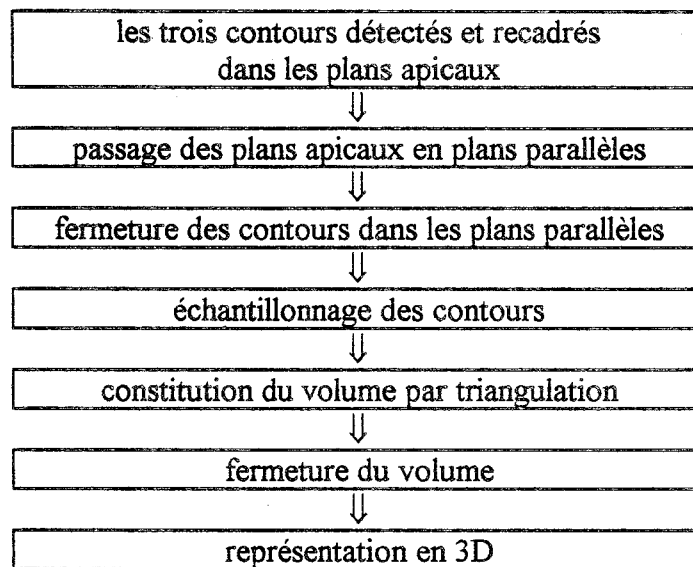


fig. 23 : synoptique des étapes de reconstruction du ventricule

Des méthodes classiques de reconstruction [TAL 92], [DUF 94] ont été établies pour des contours contenus dans des plans de coupes parallèles et non pour les plans apicaux.

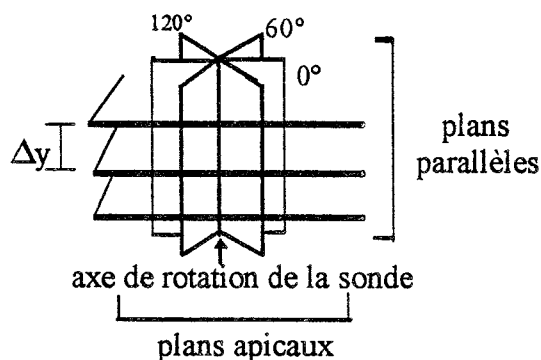


fig. 24 : passage des plans apicaux en plans parallèles

Pour passer des plans apicaux aux plans parallèles, l'ensemble des trois coupes apicales recadrées est sectionné (figure 25) par des plans transverses parallèles espacés d'un pas constant Δy .

Ainsi six points sont obtenus par plan transverse (figure 25), points d'intersections des contours contenus dans les plans apicaux avec le plan transverse considéré.

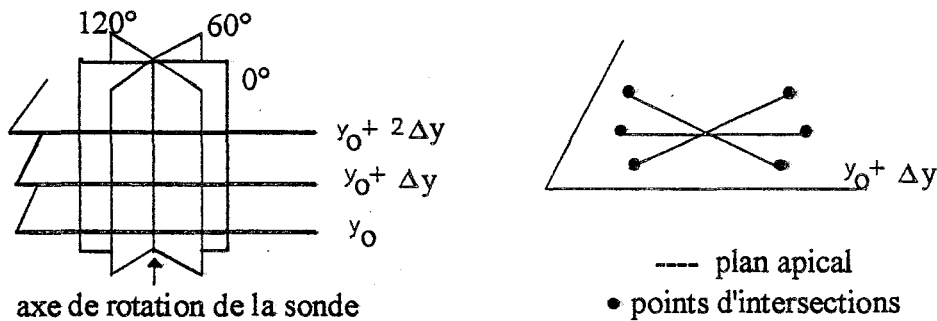


fig. 25 : passage des plans apicaux aux plans parallèles

Six points par plan de coupe (figure 26) sont insuffisants pour effectuer directement la reconstruction des objets. Les contours sont donc fermés par interpolation puis échantillonnés pour en garder un nombre suffisant.

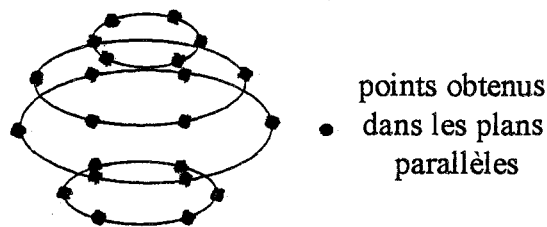


fig. 26 : interpolation des contours

Pour assurer la fermeture d'un contour discret, il faut effectuer une interpolation de points. Plusieurs méthodes adaptées aux formes circulaires sont possibles. Par exemple, la transformation du contour dans le domaine de Fourier [LEG 94] en considérant comme signal la longueur du rayon constituée par la distance entre le point de contour et le centre de la cavité.

Pour notre étude, nous avons mis au point une méthode d'interpolation circulaire [DEG 92], [THE 93a]. Dans cette méthode, des contraintes sont imposées sur les points du contour afin que la forme anatomique du ventricule soit la mieux respectée. La courbe passe par les points de contrôle car ce sont des points du contour. Pour respecter la forme

naturelle des objets, elle est continue au premier ordre et son rayon de courbure se rapproche le plus possible de la forme circulaire.

Les contours interpolés sont échantillonnés en gardant un minimum de points et en conservant le maximum d'information afin de réduire l'encombrement mémoire de la machine et de limiter le coût de calcul. La méthode utilisée [HOL 91] consiste à analyser le rayon de courbure en gardant les points contenant le maximum d'information donc ceux situés dans les zones à fort rayon de courbure.

L'échantillonnage est utilisé à deux reprises pour la reconstruction du ventricule. Actuellement, cet algorithme existe sous forme logicielle, [DEC 92], [TAL 91]. En raison du nombre de fois où celui-ci est appliqué pour réaliser la reconstruction d'une séquence, une solution d'architecture matérielle est à l'étude [CHO 94].

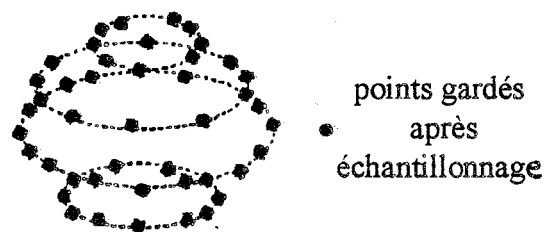
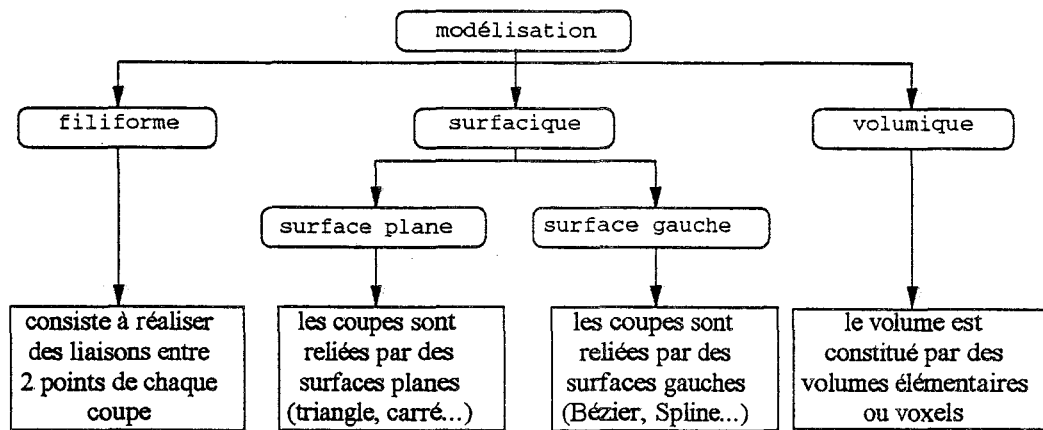


fig. 27 : échantillonnage des contours interpolés

Pour constituer le volume, les points échantillonnés des coupes sont reliés d'une coupe à l'autre par des triangles. La triangulation [TAL 92] consiste à délimiter le volume entre deux coupes par des surfaces triangulaires. Les sommets des surfaces sont situés sur les points échantillonnés de deux coupes successives. La correspondance des sommets se fait suivant un critère de distance. Partant de deux coupes parallèles C_i et C_j dont les contours sont concentriques, on recherche la plus courte distance entre ces deux coupes pour obtenir les premiers points pour effectuer la triangulation. Ensuite les triangles sont constitués à partir de trois points échantillonnés dont deux appartiennent à la même coupe.

2.2. LA REPRESENTATION DU VOLUME 3D

Il existe trois modélisation de volume pour le délimiter dans l'espace :



Pour notre étude la modélisation surfacique a été retenue car elle permet d'avoir un rendu réaliste de l'objet et permet d'être implantée sur des machines de petite capacité mémoire. Pour simplifier les calculs et avoir le maximum de souplesse lors de la reconstruction, la surface plane passant par le minimum de points a été choisie. La formation du volume est donc faite en reliant les coupes par des surfaces triangulaires.

Lors du passage des coupes apicales aux coupes parallèles par échantillonnage, une bonne partie de l'information est perdue, notamment celle concernant les extrémités du ventricule. Ainsi, pour fermer le volume, la pointe représentant l'apex est recrée.

Elle est reconstruite de manière synthétique (figure 28) par une calotte dont la pointe se trouve sur l'axe de référence du recadrage des coupes apicales et dont la base est située sur la dernière coupe transverse. Pour construire la calotte, deux coupes supplémentaires sont générées. Elles résultent d'une homothétie de 1/3 de la dernière coupe transverse.

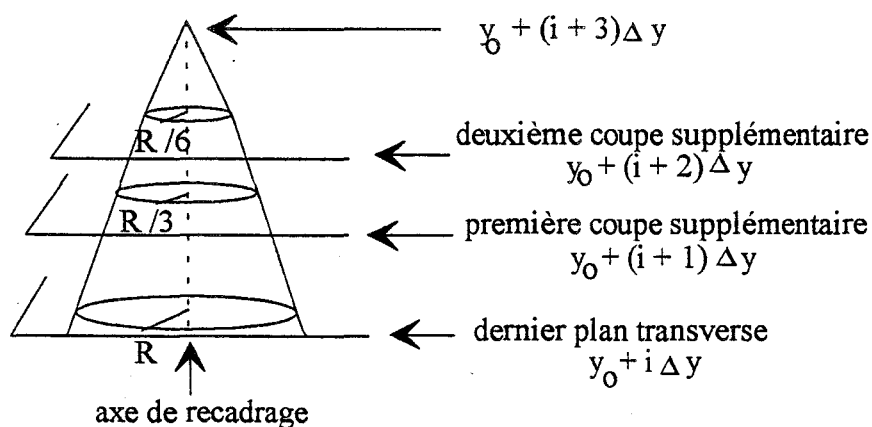


fig. 28 : génération de la calotte pour fermer le contour

2.2.1. LA REPRESENTATION DU VOLUME 3D

La représentation d'un volume 3D par modélisation surfacique peut être de trois types : une représentation par un nuage de tous les points retenus pour constituer l'objet, une représentation filiforme qui relie les points de l'objet entre eux par des segments ou par des courbes et une représentation de l'objet sous forme de facettes d'intensité lumineuse différente pour les distinguer les unes des autres. C'est ce dernier type qui a été retenue, en raison de son possible rendu réaliste.

L'éclairage des facettes se fait par une carte graphique qui calcule l'intensité lumineuse d'une facette à partir de sa normale. Cette normale est aussi utilisée pour déterminer si la facette est visible ou cachée. Pour qu'elle soit visible, il faut que la projection de la normale sur l'axe perpendiculaire au plan de l'écran soit située vers l'extérieur de l'écran.

2.2.2. LES MODES D'ECLAIRAGE

La répartition de l'intensité lumineuse sur une surface donne l'impression de volume. Elle dépend du mode d'éclairage utilisé de la présence des sources lumineuses et des ombres des objets de la scène. Pour synthétiser une scène tridimensionnelle, il faut aussi synthétiser son éclairage.

On distingue différents types de sources de lumière [ROG 88]. La source est diffuse quand la lumière éclaire toute la scène de manière uniforme. Elles sont directionnelles quand elles éclairent avec des rayons supposés venir de l'infini, parallèles à une direction donnée. Elles sont ponctuelles lorsqu'elles sont placées en un point précis de la scène.

Le lissage de l'éclairage évite les discontinuités brutales de l'intensité de l'éclairage aux frontières des surfaces d'orientations différentes. Pour des objets réalisés à l'aide de facettes polygonales, les trois méthodes les plus répandues sont les méthodes de Lambert, de Gouraud [GOU 71] et de Phong [PHO 75].

Le lissage de Lambert donne, à tous les points appartenant à une même facette, un éclairage d'une intensité identique.

Le lissage de Gouraud est une méthode de répartition de la lumière qui élimine les discontinuités du modèle de Lambert. Elle consiste à déterminer la valeur de l'éclairage en

tout point d'un segment par l'interpolation linéaire de l'intensité de l'éclairage des deux extrémités du segment.

Contrairement au lissage de Gouraud, le lissage de Phong est basé sur une interpolation du vecteur normal de la surface. Par cette méthode, l'illumination est déduit pour chaque point à partir de la normale interpolée.

2.3. LES BASES DE DONNEES

Pour passer des prises de vues des séquences d'images à l'animation du ventricule, il a été nécessaire de garder des informations de nature différentes. Ces informations sont stockées et gérées dans des bases de données appropriées. Elles sont au nombre de quatre représentant les différentes formes de représentation de l'information : la base PIXEL, la base 2D, 3D et 4D.

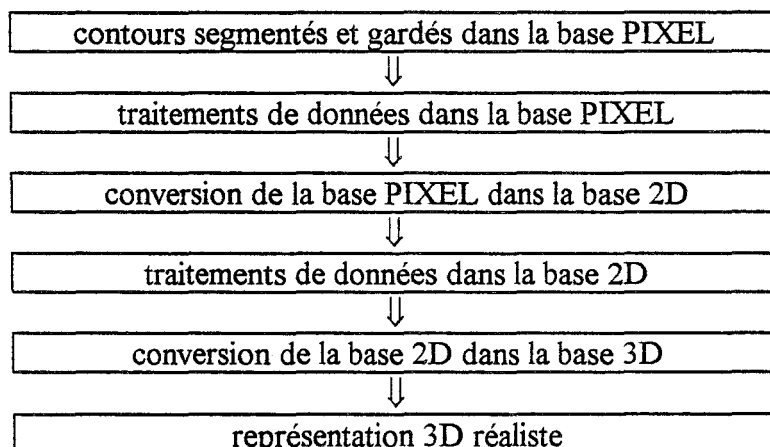
La base PIXEL décrit les contours de l'objet détecté défini point par point. Les coordonnées sont des nombres entiers. Dans cette base, il n'est effectué que des translations de contours.

La base 2D encode les coordonnées du contour en nombre réel afin de permettre la réalisation de traitements sur les contours avec une grande précision.

La base 3D décrit l'objet en trois dimensions et contient toutes les informations permettant une construction 3D avec la possibilité d'avoir un rendu réaliste de l'objet.

La base 4D assure l'animation de l'objet en chaînant les bases de données 3D.

Les liens entre les différentes bases sont représentés dans le synoptique suivant :



Nous appelons "objet" une entité, en trois dimensions, représentée par les coupes parallèles ou apicales pour les bases PIXEL et 2D et par des facettes pour la base 3D. L'animation du ventricule est assurée en visualisant plusieurs objets représentant les différents instants du cycle cardiaque.

Le nombre d'objets, de coupes par objet et le nombre de points constituant le contour dans un plan de coupe n'est pas connu a priori. Pour faciliter la manipulation de ces informations, on utilise le principe de la liste chaînée.

2.3.1. LA BASE PIXEL

La base PIXEL contient toutes les informations relatives aux contours contenus dans les plans de coupes parallèles ou apicales représentant les objets. Ainsi la reconstruction est indépendante du mode d'acquisition des images.

La base peut contenir plusieurs objets. Chaque objet se décompose en coupes et en contours dans un plan de coupe décrit par des points dont on donne la valeur des coordonnées cartésiennes codées en nombres réels.

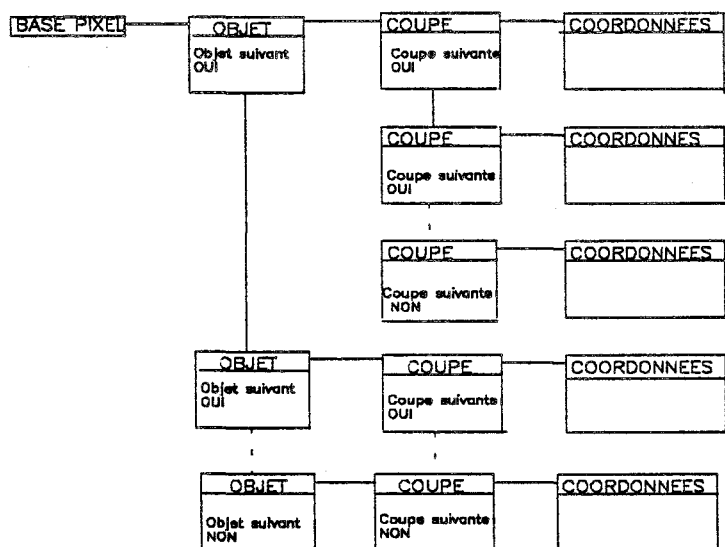


fig. 29 : la base PIXEL

La structure OBJET (figure 30) contient le **nom de l'objet**, un indicateur sur la première structure COUPE, le **type de l'objet** qui indique le mode de saisie des coupes (coupes apicales ou coupes parallèles) et un indicateur sur l'OBJET suivant si celui-ci existe.

nom de l'objet
indicateur sur la première COUPE
type de l'objet
indicateur sur l'OBJET suivant s'il existe

fig. 30 : la structure objet

La structure COUPE contient l'information des coupes prises en mode apical ou en mode parallèle. La nature de l'information est différente suivant le type de la coupe. Plusieurs champs donnent les informations du contour.

Dans cette structure, un champ **indicateur sur COORDONNEE** établit la liaison entre la structure et la liste des coordonnées des points constituant le contour. Le champ **étalon** contient la taille d'un point en millimètre pour redonner à l'objet reconstruit sa taille réelle.

Le champ **élément constant** indique, pour les coupes parallèles, la direction de l'espace (oz) suivant laquelle la prise des coupes est effectuée et, pour les coupes apicales, la direction de l'axe de rotation de la sonde (oz). Le choix de cet **élément constant** est fait arbitrairement lorsque l'objet est constitué d'une seule série de coupes. Lorsque l'on dispose de plusieurs séries de coupes de types ou d'éléments constants différents, ce choix est déterminé précisément.

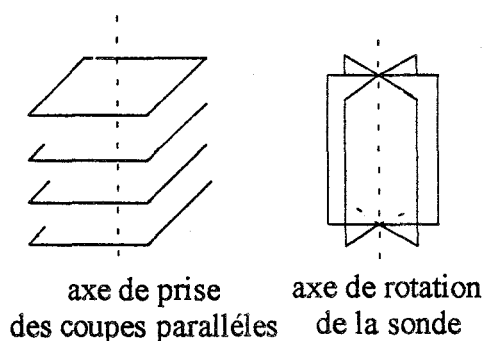


fig. 31 : l'élément constant

Le champ **saisi** donne le paramètre dépendant de la saisie des coupes. Pour les coupes parallèles, il s'agit de l'espace inter-coupe (Δy) et pour les coupes apicales, c'est la valeur de l'angle de rotation (α) de la sonde entre deux plans.

indicateur sur COORDONNEE
étalon
élément constant
saisi
valeur
indicateur sur COUPE suivante

fig. 32 : structure coupe

La structure COORDONNEE contient le nombre de points constituant le contour et la liste des coordonnées de ces points encodées en valeur entière. Les coordonnées sont celles de la position du point contour lue sur l'écran image, auxquelles on apporte une correction dépendant des caractéristiques de l'écran. Si les pixels de l'écran ne sont pas carrés, on les rend carrés afin de pouvoir effectuer des calculs de distance sans commettre d'erreur.

nombre de points	
x	y

fig. 33 : structure coordonnée

Les traitements effectués dans la base PIXEL ne sont que des calculs de déplacements de points. Ainsi il n'y a pas de perte de précision sur la position des points car les valeurs sont encodées en nombre entier.

C'est dans cette base qu'est établi le recadrage des coupes et leur échantillonnage suivant la direction de l'axe de rotation de la sonde pour transformer les plans de coupe apicale en plans de coupe parallèle.

2.3.2. LA BASE 2D

La base 2D diffère de la base PIXEL par le codage des coordonnées des points de contour en nombres réels et non en nombres entiers. Les valeurs de coordonnées du contour sont multipliées par les valeurs de l'étalon. Les contours des plans apicaux sont convertis en contours contenus dans les plans parallèles.

Sur l'ensemble des points échantillonnés de la base PIXEL, les points ayant une valeur de y correspondant à $y_0 + i\Delta y$ sont rassemblés afin de constituer les points contours d'un même plan parallèle. On obtient ainsi un ensemble de six points par coupe. Cet ensemble de six points est ordonné afin d'être interpolé. La base 2D est remise à jour ; le type de la coupe est modifié, le champ *saisi* est lui aussi modifié. Le champ *valeur* contient la distance entre deux coupes Δy . Le passage des coupes apicales en coupes parallèles ne doit se faire que si l'objet est du type apical. Cette information est contenue dans la base PIXEL, elle permet de traiter automatiquement la reconstruction en testant le type de la coupe.

Pour reconstruire l'objet, il faut un nombre suffisant de points, or on ne dispose que de six points. On est donc amené à fermer le contour à partir des six points et à les échantillonner de nouveau. Comme on ne dispose que de peu d'informations, il est nécessaire d'interpoler le plus fidèlement possible les points selon la forme réelle du contour. Nous utilisons l'algorithme d'interpolation circulaire. Pour limiter le volume des bases de données, il est réalisé un échantillonnage par analyse du rayon de courbure de la coupe interpolée afin de ne conserver que les points informations.

2.3.3. LA BASE 3D

Tous les traitements spécifiques devant conduire à la description de l'objet ont été réalisés dans la base 2D. La structure de la base 3D se simplifie par rapport à la base 2D car elle ne conserve que les coordonnées des points.

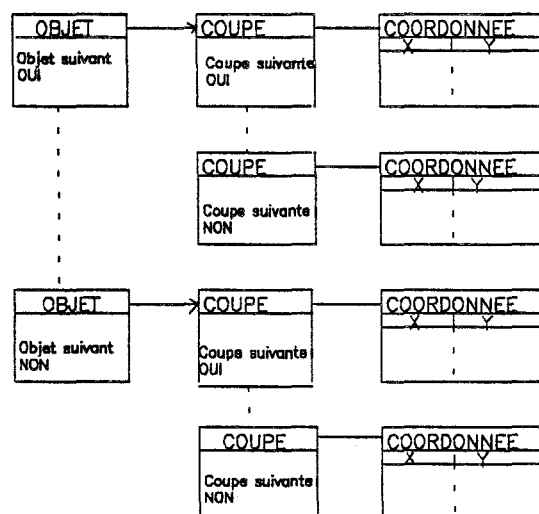


fig. 34 : la base 3D

Cette base 3D se modifie par la suite, car, pour permettre de constituer le volume et de le visualiser, on lui ajoute deux champs supplémentaires le premier donnant, pour chaque point, le type de triangle auquel il appartient et le deuxième, les composantes de la normale aux facettes.

La base de donnée 4D est décrite dans le paragraphe suivant.

2.4. L'ANIMATION DU VENTRICULE

L'animation du ventricule est faite par la recopie des objets 3D sur un écran à la vitesse de la prise de vues des clichés. Ainsi, le mouvement du ventricule est visualisé au rythme du battement cardiaque. Pour réaliser cela, la base 4D est un chaînage des bases 3D qui sont installées en mémoire vive de la machine au moment de leur utilisation sinon elles sont stockées dans des fichiers.

Cette animation se fait par l'intermédiaire de la carte graphique 3D du type SM de chez Matrox. Elle gère, de manière autonome, un écran de haute définition. Elle permet la visualisation de 6.000 polygones ou 10.000 triangles 3D par seconde en rendu réaliste munis d'un lissage de Lambert ou de Gouraud.

Le problème essentiel de l'animation provient de la durée de reconstruction en 3D qui génère des artefacts lors du déplacement de l'objet. Pour éviter ce défaut, il faut reconstruire au préalable l'objet puis l'afficher sur l'écran. Ainsi, l'animation est réalisée par la recopie successive, sur l'écran, des diverses vues reconstruites. Les capacités de cette carte graphique sont suffisantes pour visualiser la reconstruction du ventricule en temps réel.

La structure 4D permet de contenir toutes les informations nécessaires à l'animation de plusieurs objets. Les différents champs de cette structure sont : le **nom de la base 4D**, la date de **création de l'objet**, le numéro de la **version de sauvegarde**, le **nombre de bases 3D** qu'elle contient et un **indicateur sur la base 4D** suivante si elle existe :

nom de la base 4D
date de la création de la base
version de la sauvegarde
nombre de base 3D
indicateur sur la base 4D suivante

L'ensemble des commandes est téléchargé dans la carte graphique. La gestion du temps s'effectue en interrogeant l'horloge interne de l'unité centrale afin d'avoir un cadencement constant et précis.

liste des objets à reconstruire
variable temps pour réaliser le séquençement de l'animation
représentation : filaire, constante ou de Gouraud
couleurs de travail

Maintenant que nous avons situé le travail de thèse dans son contexte et donné l'état d'avancement du projet, nous entrons dans le vif du sujet qui est la segmentation des échocardiographies.

Nous décrivons d'abord, dans une bibliographie, l'état de l'art en segmentation d'échographies. Nous concluons de cette bibliographie la nécessité de l'utilisation d'une méthode qui met en oeuvre le principe d'une décision floue. Ensuite, nous développons la méthode de segmentation mise en oeuvre. Elle est basée sur le concept du raisonnement flou et elle a l'originalité d'être adaptée aux images bruitées.

**EVOLUTION DES TRAVAUX DE RECHERCHE EN
SEGMENTATION D'ECHOCARDIOGRAPHIES
BIDIMENSIONNELLES**

Les premiers travaux en échographie portant sur le ventricule gauche ont eu lieu dans les années 1970. Ils se sont faits avec la représentation Temps-Mouvement (TM) pour observer l'évolution monodimensionnelle du fonctionnement cardiaque [ROM 74], [KUW 79].

C'est vers les années 80 que l'échocardiographie bidimensionnelle s'est développée. Elle apporte généralement plus d'informations que le mode TM. Néanmoins, le mode TM reste toujours utilisé pour des études très précises de l'évolution au cours du temps d'une partie du coeur. Cela nécessite de bonnes connaissances anatomiques et physiologiques pour faire de bonnes analyses [UNS 89], [DON 90], [DON 91]. Mais l'exploitation de ces données n'est pas fiable quand il y a présence d'anomalies locales.

Les traitements faits sur les images bidimensionnelles consistent le plus souvent à détecter les contours ventriculaires. Généralement, c'est la paroi endocardiaque (paroi interne du ventricule) qui est analysée car elle est plus facilement détectable que la paroi épicaudique (paroi externe du ventricule) car cette paroi est entourée de tissus mous absorbant de manière plus irrégulière l'onde émise (figure 35).

L'intérieur de la cavité paraît beaucoup plus sombre que les tissus l'envoyant. En effet, le sang est une substance qui absorbe bien l'onde ultrasonore. Dans ce cas, l'amplitude de l'écho de l'onde est plus faible, ainsi l'intensité lumineuse de cette zone est sombre.

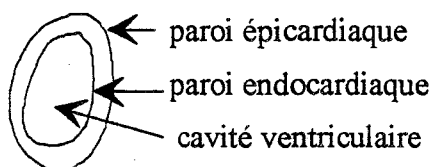


fig. 35 : Les différentes parois du coeur

Un cycle cardiaque comprend la phase de systole : contraction du coeur et des artères et la phase de diastole : dilatation du coeur et des artères. Pour reconstituer le mouvement de la paroi au cours du temps, son contour est détecté sur des séquences d'images représentant un cycle cardiaque.

Puis, sur ces séquences de plans 2D, il est superposé le contour détecté et ces plans sont visualisés en temps réel. Ou bien, on effectue une reconstruction du ventricule à chaque instant du cycle et on visualise les différentes reconstructions.

Avant de présenter les différentes méthodes de segmentation utilisées en échographies bidimensionnelles [THE 92], nous définissons quelques termes employés en traitement d'images et utilisés par la suite.

3.1. QUELQUES DEFINITIONS

En traitement d'images, une image peut être considérée comme un signal bidimensionnel ou comme plusieurs signaux monodimensionnels.

Dans notre étude, nous désirons extraire des images échocardiographiques la forme de la cavité ventriculaire. Ainsi, nous recherchons dans l'image le signal ou l'objet représente le contour de la cavité. Cet objet est souvent entaché de bruit. De manière générale, une image est la représentation d'objets noyés dans du bruit.

Un objet est caractérisé par son contour que l'on définit comme une discontinuité du signal (en traitement d'images le signal correspond au niveau de gris). Une région de l'image est délimitée par le contour. La texture correspond à l'agencement des niveaux de gris dans la région.

La segmentation d'une image [TOU 87] se définit par : "la séparation d'objets d'une image en régions connexes ayant les mêmes propriétés de texture. Ces régions sont soit caractérisées par leurs frontières, c'est le cas de la segmentation par extraction de contours, ou soit directement caractérisées par les pixels qui les composent, il s'agit alors de la segmentation en régions homogènes".

La texture d'une surface se traduit par une organisation spatiale plus ou moins homogène d'éléments simples. Si ces éléments simples sont des pixels, on parle de micro-texture. S'ils sont des primitives (ensemble de pixels formant une entité), on parle dans ce cas de macro-texture.

Un contour est marqué par une variation significative du niveau de gris. Cette variation peut prendre différentes formes. On classe les contours en fonction du profil linéaire de leurs niveaux de gris [BAS 79], [PRE 82], [ROS 82], [MON 89].

Le contour en escalier correspond à la variation brutale entre deux zones homogènes de niveaux de gris différents (figure 36a), ce qui est le cas pour des contours francs. Des représentations plus réalistes sont données, elles tiennent compte d'une zone de transition

entre l'objet et le fond de l'objet (figure 36b) et du bruit (figure 36c). Les contours en toit (figure 36d) et en pic (figure 36e) représentent les contours constitués de points ou de traits isolés dans l'image.

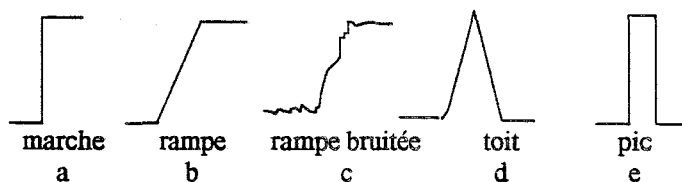


fig. 36 : les différentes formes de contour d'objet

De même, le bruit $N(x,y)$ contenu dans l'image se caractérise de différentes manières. On suppose que $I(x,y)$ est une image parfaite et $N(x,y)$ est le bruit à valeurs positives indépendantes de $I(x,y)$ et à variations rapides devant $I(x,y)$. $F(x,y)$ représente l'image résultante.

Les bruits couramment rencontrés sont les suivants :

- le bruit convolutif : $F(x,y) = I(x,y) * N(x,y)$;

(* est le symbole du produit de convolution)

- le bruit additif : $F(x,y) = I(x,y) + N(x,y)$

avec N une variable déterministe dont on connaît la répartition du bruit ;

- le bruit blanc, le bruit gaussien ou le bruit impulsionnel : $F(x,y) = I(x,y) + N(x,y)$

avec N une variable aléatoire ;

- le bruit multiplicatif : $F(x,y) = I(x,y) \times N(x,y)$;

- des bruits particuliers relatifs à certains types d'images, par exemple le bruit de speckle dans les échographies.

En traitement d'images, la segmentation est différenciée de la détection de contours. La détection de contours est l'extraction des contours présents dans l'image tels qu'on les obtient après avoir appliqué un traitement algorithmique, c'est le contour brut obtenu après traitement. Ainsi, le contour est plus ou moins épais, non fermé ... La segmentation d'objets consiste à extraire le contour de l'objet en le délimitant par une courbe fermée d'épaisseur un pixel afin que la courbe obtenue délimite uniquement la région de l'objet.

L'étude bibliographique faite sur les différentes méthodes de segmentation montre que la segmentation d'images complexes comme celles des images échocardiographiques se décompose en trois parties : le pré-traitement, le traitement et le post-traitement.

Le pré-traitement a différents objectifs : de faire ressortir les traits caractéristiques de l'image (rehaussement de l'image), de réduire le bruit (lissage de l'image), de normaliser l'information (amélioration ou restauration d'image) afin de faciliter l'étape de traitement.

Le traitement est la détection de contours, extraction avec grande précision de la position des points constituant le contour recherché. Suivant les méthodes utilisées, on peut trouver une étape préliminaire au traitement de détermination d'une zone d'intérêt dans l'image. Ces zones d'intérêts délimitent la zone de recherche des points contours dans l'étape du traitement. Pour les méthodes de traitement utilisant un principe de lancer de rayons, une deuxième étape préliminaire possible est la détermination du point origine du lancer de rayons. On peut qualifier ces étapes préliminaires de pré-traitement puisqu'elles sont effectuées avant le traitement.

Le post-traitement transforme une image brute de détection de contours en une image segmentée. En général, il est vérifié que les points trouvés par la détection de contours ne sont pas aberrants. S'il manque des points dans une zone, ils sont déterminés par interpolation ou par une méthode spécifique. Ensuite, à partir des points conservés, le contour est fermé. Un lissage est effectué si cela est nécessaire. Enfin, on rend la courbe d'épaisseur un pixel. A la fin de cette étape, une image segmentée est obtenue.

3.2. LES PRE-TRAITEMENTS

Les pré-traitements effectués sur les images échocardiographiques sont de plusieurs natures. Ils peuvent éliminer le bruit contenu dans l'image, définir une zone d'intérêt, effectuer un calcul préliminaire à la segmentation, par exemple la détermination approximative du centre de la cavité, ou encore rehausser les contours de la cavité afin de mieux les détecter.

3.2.1. L'ELIMINATION DU BRUIT

Pour pré-traiter les échographies, plusieurs méthodes sont utilisées. Les plus utilisés sont les filtres passe-bas qui suppriment ou réduisent le bruit contenu dans l'image. Adam [ADA 87] utilise un filtre médian de masque de taille (9x9). Frieland [FRI 89] emploie un

filtre moyeneur (7x7). On peut aussi modifier l'histogramme par seuillage [ANS 90] ou par LUT [BUN 90]. De plus, comme la résolution spatiale de l'échographe est anisotrope ; des filtres asymétriques (3x7) sont possibles [ZWE 83].

Des études ont été faites [PET 85], [COR 89], [BUN 90] pour déterminer les meilleurs filtres de réduction de bruit sur les échocardiographies. Ansari [ANS 90] conclut que l'utilisation d'un filtre hybride associant le filtre médian (figure 37) et le filtre moyeneur permet d'améliorer le rapport signal sur bruit tout en préservant les contours.

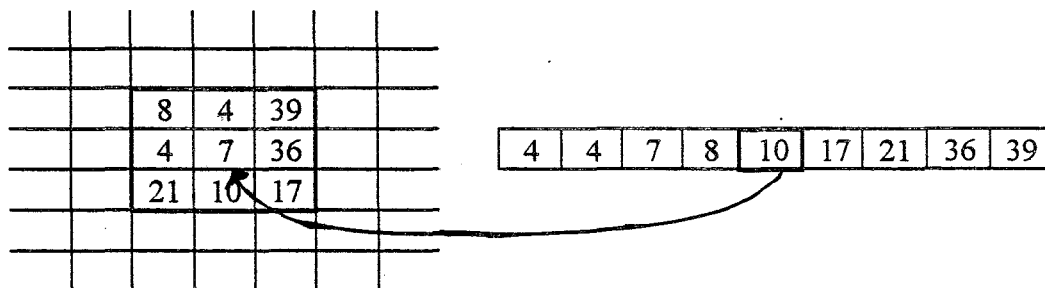


fig. 37 : exemple de filtrage par calcul médian pour un filtre de taille 3x3

Plus récemment, des études portent sur l'utilité des pré-traitements. Dipanda [DIP 90] conclut que les algorithmes classiques d'amélioration et de rehaussement de contraste donnent seulement un meilleur aspect visuel. Cette étude est utile si par la suite un traitement avec intervention humaine est effectué. Dipanda préconise une méthode d'élimination de bruit par application d'un seuillage après celle d'un filtrage médian ; ce qui a une influence globale limitée sur l'image et préserve les informations contenues dans celle-ci.

En effet, toute l'information contenue dans une image n'est pas visible à l'oeil. L'oeil ne distingue que 64 nuances de gris, et une image est généralement définie sur 256 nuances. Un traitement qui réduit le bruit visible à l'oeil ne supprime pas nécessairement tout le bruit contenu dans l'image.

Dans l'étude faite par Brunel [BUN 90], il est montré le peu d'intérêt d'effectuer un pré-traitement pour augmenter le contraste de l'image, ou pour réduire le bruit. Cependant une amélioration de la dynamique des niveaux de gris par une transformation d'histogramme avec une loi exponentielle et un filtrage médian moyeneur permet d'obtenir des images "normalisées" dont la dynamique des niveaux de gris est indépendante des caractéristiques de la prise de vues (réglage du gain et du contraste).

Un filtre de lissage linéaire [MAG 93] est basé sur une étude statistique, plus particulièrement sur la variance. Il possède la propriété de lisser localement la distribution des niveaux de gris tout en rehaussant les gradients significatifs présents dans l'image. Pour être exploitable, l'objet à détecter doit être suffisamment contrasté.

Pour chaque pixel $p(x,y)$ de l'image, on réalise une partition de son voisinage en quatre quadrants identiques. Pour chacun quadrant, la moyenne et la variance sont effectués. La valeur $p'(x,y)$ obtenue après filtrage est égale à la valeur moyenne du quadrant de variance minimale. Ce filtre demande pour chaque point de l'image quatre calculs de variance, ce qui représente un coût de calcul élevé.

Tavakkoli [TAV 94] met en oeuvre deux filtres adaptatifs non linéaires basés sur le filtre médian. A ces deux filtres, il est associé des fenêtres en formes de carré et de croix. A l'intérieur de la fenêtre carré, il est calculé le rapport entre la variance et la moyenne, tandis que la valeur médiane est calculée sur le filtre en forme de croix.

3.2.2. LE REHAUSSEMENT DES CONTOURS

En pré-traitement, il est courant d'utiliser une méthode de rehaussement de contours afin d'en faciliter la détection. On entend par rehaussement des filtres passe-haut [MAR 90] qui laissent passer les hautes fréquences de l'image, c'est à dire les fluctuations locales du niveau de gris : contours et détails de l'image ainsi que le bruit contenu dans celle-ci.

Dans le cas des images échographiques, le rehaussement est peu utilisé car, pour avoir un résultat exploitable, il faut que l'image soit bien contrastée et peu bruitée.

3.2.3. L'ETABLISSEMENT D'UNE ZONE D'INTERET

Les méthodes développées par Geiser [GEI 83] et Zhang [ZHA 84] utilisent une zone d'intérêt pour la segmentation d'une séquence d'images. Sur la vue représentant la fin de la systole (surface de la cavité la plus petite) et sur celle représentant la fin de la diastole (surface de la cavité la plus grande), le contour du ventricule est tracé manuellement. La zone d'intérêt contenant le contour ventriculaire pour toutes les autres images de la séquence est définie pour une image donnée par la surface comprise entre les deux contours tracés manuellement.

Pour déterminer la position de la paroi épicaudique (paroi externe du ventricule) sur des coupes représentant le ventricule suivant le petit axe, Chu [CHU 88a] détermine la zone d'intérêt autour de la frontière endocardiaque (qui est facilement détectable sur ce type de coupe). Cette zone est délimitée par deux contours homothétiques espacés d'une vingtaine de points de part et d'autre de la position de la paroi. Pour les vues petits axes, le ventricule est de forme circulaire, Adam [ADA 87] délimite la zone de recherche de part et d'autre de la position du rayon moyen représentant la paroi de la cavité.

Feng [FEN 91] développe une méthode pour estimer la position de la paroi ventriculaire, puis suivant la précision de cette estimation, il en déduit la zone d'intérêt. Nous décrivons ce principe dans le chapitre présentant les applications en traitement d'images utilisant la théorie du flou.

3.2.4. L'ETABLISSEMENT DU CENTRE DE LA CAVITE

Brunel [BUN 90] calcule le centre de gravité $C(x_0, y_0)$ des N points constituant le contour de la cavité :

$$x_0 = \frac{1}{N} \sum_M x_M \quad ; \quad y_0 = \frac{1}{N} \sum_M y_M \quad (19)$$

Dans le cas des coupes apicales, la cavité ventriculaire peut se modéliser par une ellipse qui lui donne sa forme approximative. Une méthode [FRI 89] consiste à déterminer l'ellipse et à en déduire son centre. Cette méthode se décompose en plusieurs étapes.

Elle nécessite qu'une seule intervention humaine pour déterminer la position d'un point $(x_0^{(0)} ; y_0^{(0)})$ situé dans la cavité cardiaque. Dans le cas d'une étude sur une séquence, cette position sera donnée par le point central $(x_0^{(final)}, y_0^{(final)})$ trouvé lors de la dernière itération concernant la vue précédente.

La détermination du centre de la cavité se fait de manière itérative. A partir du point initial situé dans la cavité $(x_0^{(0)}, y_0^{(0)})$, il est lancé N rayons régulièrement espacés de $\Delta\theta = \frac{2\pi}{N}$. La détection approximative du point contour se fait sur chaque rayon par seuillage d'une fonction contour F_{contour} :

$$F_{\text{contour}}(r^i) = \frac{1}{3} \{ g(r^i + 2) + g(r^i + 1) + g(r^i) - g(r^i - 1) - g(r^i - 2) - g(r^i - 3) \} \quad (20)$$

avec : r^i la position d'un point sur le rayon i ($i = 1, \dots, N$)

et $g(r^i)$ la valeur du niveau de gris du point situé en position r^i .

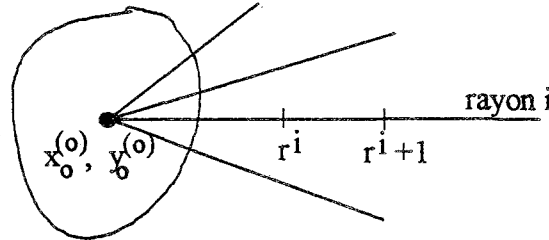


fig. 38 : mesure de la fonction F_{contour}

Si la valeur de F_{contour} est supérieure au seuil $S1$ ($S1 = 15$), la progression s'arrête sur le rayon i et l'étude se fait sur le rayon suivant. Ainsi, seuls les derniers points explorés sur les N directions sont gardés pour calculer le centre de gravité de la cavité à l'itération L ($x_0^{(L+1)}, y_0^{(L+1)}$). La recherche des points contours et le calcul du centre de gravité se font tant que la différence de position du centre de gravité entre deux itérations consécutives est significative, supérieure au seuil ($\epsilon = 1,5$) :

$$\{ (x_0^{(L+1)} - x_0^{(L)})^2 + (y_0^{(L+1)} - y_0^{(L)})^2 \} < \epsilon^2. \quad (21)$$

Ainsi, l'algorithme converge vers $(x_0^{(\text{final})}; y_0^{(\text{final})})$. Le centre de gravité est recalculé à partir des N nouveaux points gardés après le seuillage. Comme la position du centre du lancer de rayons a été modifiée, les points considérés sur les directions sont différents ainsi que les N points conservés. Le risque de cette méthode est d'obtenir des oscillations sur la position du centre de gravité si le seuil ϵ n'est jamais atteint.

L'équation paramétrique du modèle elliptique est donnée à partir du centre de gravité (x_0, y_0) de l'ellipse où "a" et "b" sont les valeurs des demis axes principaux situés sur les directions x et y de l'image :

$$\frac{(x - x_0)^2}{a^2} + \frac{(y - y_0)^2}{b^2} = 1. \quad (22)$$

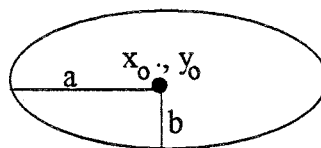


fig. 39 : l'ellipse

Le calcul de "a" et "b" se fait par utilisation d'un accumulateur relatif à "a" avec un marqueur approprié pour chaque valeur de "a" dans l'étendue des valeurs possibles. Les valeurs initiales de l'accumulateur sont zéro. Pour les N points retenus à la dernière itération et pour chaque valeur possible de "b" dont la condition : $b^2 > (y - y_0)^2$ est vérifiée, on calcule "a" par :

$$a = \left\{ \frac{(x - x_0)^2}{1 - \frac{(y - y_0)^2}{b^2}} \right\}^{1/2} \quad (23)$$

et on incrémente d'une unité le marqueur qui correspondant à la valeur de "a". Après que toutes les valeurs possibles de "a" sont calculées, on recherche dans l'accumulateur le marqueur correspondant à la plus grande valeur de "a". Cette valeur "â" devient la valeur estimée de "a" et est utilisée pour calculer la valeur "b̂" estimée de "b" à l'aide de :

$$\hat{b} = \frac{1}{N} \sum_{x,y} \left\{ \frac{(y - y_0)^2}{1 - \frac{(x - x_0)^2}{\hat{a}^2}} \right\}^{1/2} \quad (24)$$

La zone d'intérêt (figure 40) est définie par la surface comprise entre deux ellipses homothétiques de l'ellipse déterminée par l'algorithme itératif ("ellipse intérieure" a pour rapport d'homothétie $h_B = 0,7$ et "ellipse extérieure" $h_H = 1,6$).

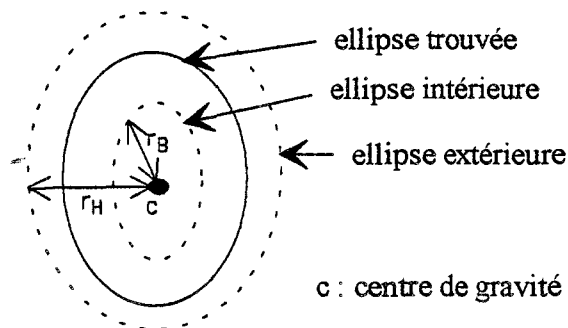


fig. 40 : la zone d'intérêt

Dans notre étude, nous n'avons pas fait de pré-traitement pour garder le maximum d'information contenue dans l'image. Cependant, la méthode de segmentation mise en oeuvre inclut un filtrage passe-bas qui élimine le bruit. Si on effectue un pré-traitement pour éliminer le bruit tout en préservant l'information, le résultat de la détection du contour ne peut qu'être amélioré. Le paragraphe suivant présente les essais de pré-traitement que nous avons faits par un filtrage de Fourier.

3.2.5. LE FILTRAGE DE FOURIER

Les images échographiques sont formées à partir d'un signal représentant l'écho d'une onde émise créée par un changement de milieu. A ce signal se superposent des échos parasites provenant des multiples réflexions des ondes sur les tissus.

Il est difficile de trouver une méthode de suppression de bruit adaptée à ce type d'images. Dans la bibliographie, il est montré que les techniques d'élimination du bruit couramment employées en traitement d'images sont peu performantes.

Nous avons testé le filtrage de Fourier, technique d'élimination du bruit qui est classique en traitement du signal et peu utilisée en traitement d'images.

Dans les images échographiques, le bruit est présent sous forme de traînées noires en arc de cercle essentiellement orientée horizontalement. Pour filtrer les images, nous les considérons comme du bruit monodimensionnel horizontal. Ainsi, nous décomposons l'image comme la superposition d'un signal horizontal et un signal vertical.

La transformée de Fourier [MAR 90], [BELAID 92] consiste à décomposer un signal en une somme de sinusoïdes d'amplitude et de fréquence différentes. Ce signal décomposé est représenté dans le domaine fréquentiel, en donnant l'amplitude de la sinusoïde en fonction de la valeur de l'harmonique.

La transformée discrète de Fourier monodimensionnelle $F(n)$ d'un signal $f(t)$ définie sur N échantillons est donnée par l'expression suivante :

$$F(n) = \sum_{t=0}^{t=N-1} f(t) e^{-2\pi jnt/N} \quad (25)$$

La transformée inverse est donnée par :

$$f(t) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{n=N-1} F(n) e^{2\pi jnt/N} \quad (26)$$

avec $0 \leq n \leq N-1$

Dans le domaine fréquentiel, les basses fréquences correspondent à la forme du signal et les hautes fréquences aux bruits et transitions rapides du signal. Le principe de ce

filtrage consiste à tronquer les harmoniques correspondant au bruit pour ne garder que celles du signal. Le choix du seuil est délicat à établir.

Les exemples donnés ci-après correspondent à un filtrage horizontal et à un filtrage vertical de l'image de résolution 256x256 en gardant dans le domaine fréquentiel parmi les 256 raies possibles: les 5 premières raies pour les figures 41 et 42, les 10 premières raies pour les figures 43 et 44 puis les 15 premières raies pour les figures 45 et 46. Les valeurs de fréquence non conservées sont mises à zéro. L'image filtrée est donc la transformée inverse de Fourier des nouvelles valeurs de fréquence.

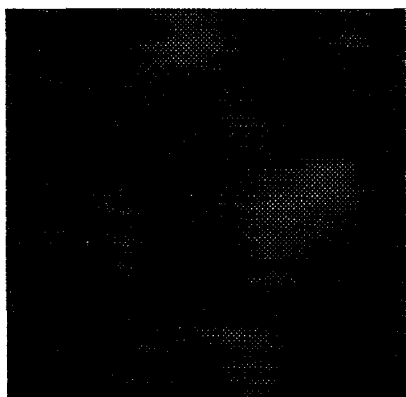


fig. 41 : filtrage horizontal
en gardant les 5 premières raies

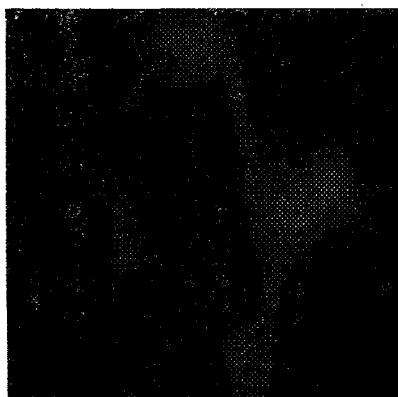


fig. 42 : filtrage vertical
en gardant les 5 premières raies

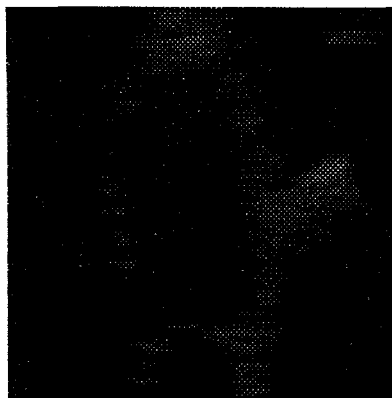


fig. 43 : filtrage horizontal
en gardant les 10 premières raies

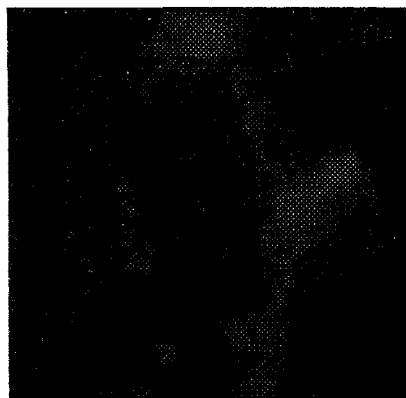


fig. 44 : filtrage vertical
en gardant les 10 premières raies

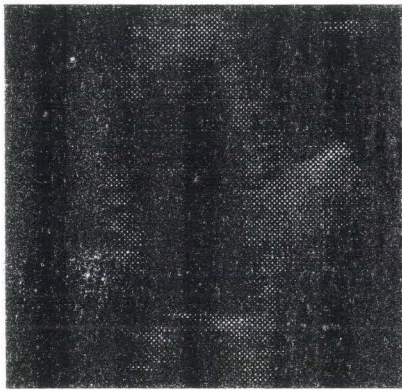


fig. 45 : filtrage horizontal
en gardant les 15 premières raies

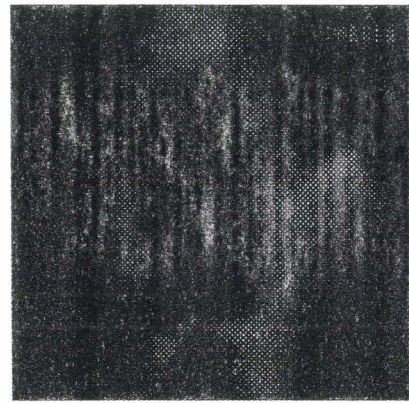


fig. 46 : filtrage vertical
en gardant les 15 premières raies

Nous constatons que le résultat est meilleur dans le cas où les 15 premières raies sont conservées, le bruit est filtré et le signal est suffisamment préservé.

Dû à la forme du bruit présent dans les images échographiques, nous préférons les filtrer horizontalement et verticalement indépendamment. Mais, l'image résultat du filtrage devra être composée des images filtrées des deux directions.

On peut soit filtrer différemment horizontalement ou verticalement, c'est à dire conserver un nombre de raies différent dans le domaine fréquentiel ou soit filtrer de la même manière les deux directions mais donner plus d'importance à une direction lors de la constitution de l'image résultat donnant un coefficient de pondération.

Les figures suivantes représentent les images résultats $I_{\text{résultat}}$ provenant d'images filtrées horizontalement $I_{\text{horizontal}}$ et verticalement I_{vertical} en gardant les 15 premières raies dans le domaine fréquentiel avec des coefficients de pondération (coeff) différents pour la superposition des images filtrées horizontalement et verticalement :

$$I_{\text{résultat}} = \text{coeff} \times I_{\text{horizontal}} + (1-\text{coeff}) I_{\text{vertical}} \quad (27)$$

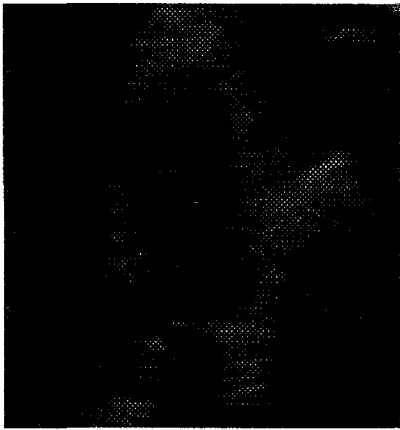


fig. 47 : addition d'images
avec coeff = 0,9

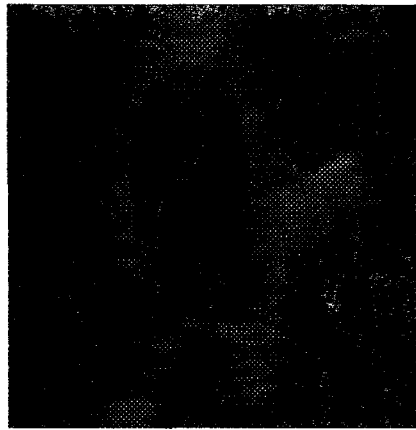


fig. 48 : addition d'images
avec coeff = 0,8

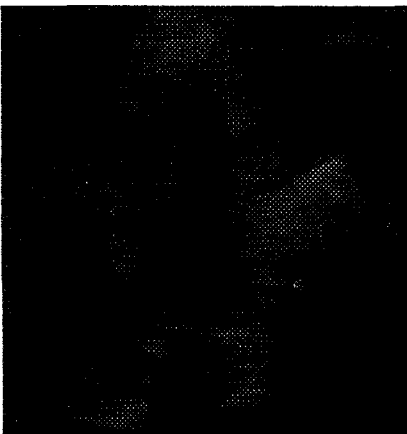


fig. 49 : addition d'images
avec coeff = 0,7

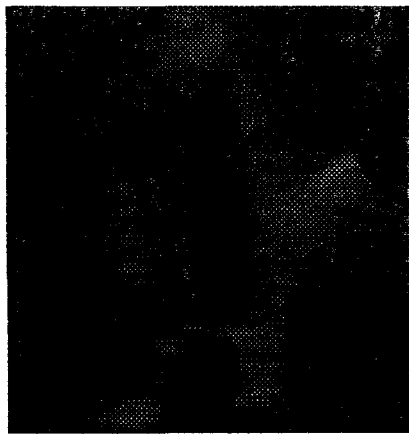


fig. 50 : addition d'images
avec coeff = 0,6

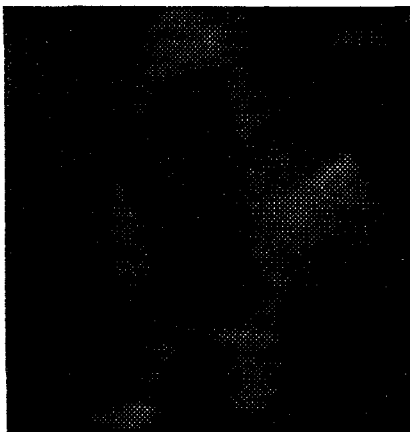


fig. 51 : addition d'images
avec coeff = 0,5

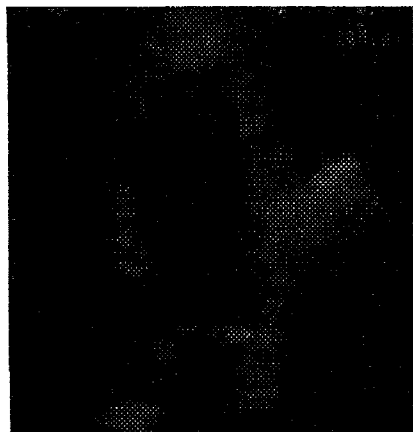


fig. 52 : addition d'images
avec coeff = 0,4

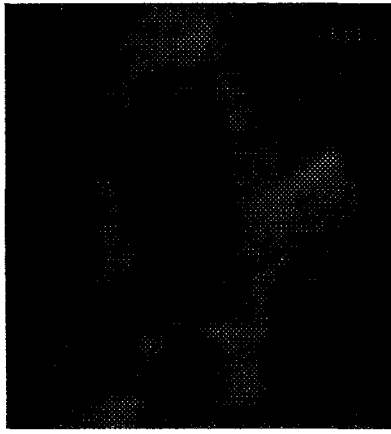


fig. 53 : addition d'images
avec coeff = 0,3

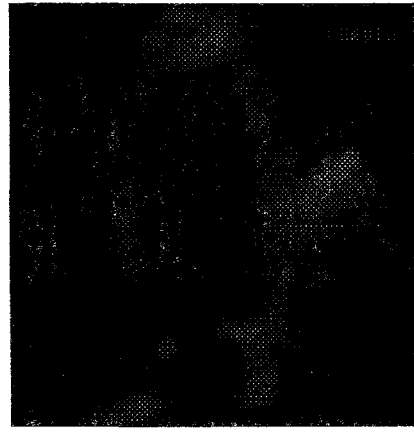


fig. 54 : addition d'images
avec coeff = 0,2

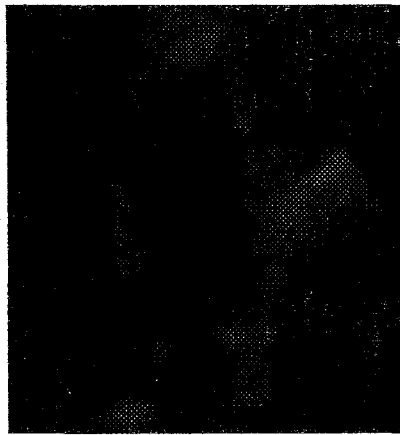


fig. 55 : addition d'images
avec coeff = 0,1

Nous constatons sur cet exemple que l'image résultat est plus nette pour un coefficient de pondération de 0,4. Elle est nette avec les coefficients de 0,3 et 0,5. Pour les autres valeurs de coefficient, le lissage horizontal ou le lissage vertical est prépondérant.

L'utilisation du filtrage de Fourier comme pré-traitement semble prometteuse, il faut poursuivre l'étude. Nous avons laissé en suspens cette étude pour nous concentrer sur la méthode de détection du contour de la cavité qui constitue l'objet de notre thèse.

3.3. L'EVOLUTION DES METHODES DE DETECTION DE CONTOURS

3.3.1. LES PREMIERES METHODES

Les premières méthodes développées ont consisté à appliquer sur les images les opérateurs de base qui existaient en traitement d'images, à savoir l'utilisation d'opérateurs différentiateurs (filtres) et des seuillages simples ou adaptatifs d'histogrammes [ZWEL 83], [SKO 81], [COL 84], [CHU 88b].

A la vue de ces résultats qui ne sont que médiocres, il a été envisagé des techniques plus spécifiques aux images échocardiographiques. Par exemple, pour la détection de la paroi endocardiaque de forme circulaire des coupes transversales, il a été développé des méthodes de détection radiale partant du centre de la cavité. La recherche des points de contour est effectuée sur les rayons par des méthodes classiques [BUD 83], [GAR 81], [WOL 87], [CHU 88a].

Au cours du temps, le traitement d'images s'est développé et on a vu apparaître de nouvelles méthodes [PET 93]. Ces méthodes utilisent soit uniquement l'aspect spatial des images, c'est à dire uniquement l'information contenue dans l'image 2D, soit l'aspect spatio-temporel : à l'information spatiale de l'image, on ajoute l'information temporelle en considérant les images prises aux instants $t-1$ et $t+1$.

3.3.2. LES METHODES SPATIALES

3.3.2.1. Les snakes

Les contours déformables ont été introduits par Kass [BLA 87], [KAS 87], [TER 86] sous le nom de "snakes" (serpents) ou courbes minimisantes. Cette technique est utilisée pour la segmentation 2D [DON 90] et 3D [COH 90], [NEV 93], ou pour d'autres applications telles que la création de contours intermédiaires entre deux contours donnés

[DUF 94b]. La recherche du contour se fait à partir d'un contour modèle élastique qui se déforme par des forces internes et externes à l'objet à détecter.

Le contour recherché résulte de l'état d'équilibre de ces forces [BER 90]. Les forces intérieures traduisent les propriétés géométriques et la régularité du contour, tandis que les forces extérieures aident à la localisation de la position du contour dans l'image.

Soit v la courbe déformable paramétrée par "s", la position dans l'image, et "t", le temps :

$$v = [x(s,t) ; y(s,t)]. \quad (28)$$

L'énergie interne contrôle la continuité de la courbe par une Spline [TER 86] :

$$E_{\text{int}} = \alpha v_s^2 + \beta v_{ss}^2 \quad (29)$$

où : α et β contrôlent respectivement l'élasticité et la rigidité de la courbe.

$$v_s = \frac{v}{s} \quad v_{ss} = \frac{dv}{ds} \quad (30)$$

L'énergie externe prend plusieurs formes suivant la nature de l'image :

- une énergie image :

$$E_{\text{image}}(v) = - \left(\frac{I(v)}{s} \right) \quad (31)$$

$I(v)$ est l'intensité lumineuse de l'image.

- une énergie potentielle de gravitation :

$$E_{\text{gravitation}}(v) = mg Z(s) \quad (32)$$

m est la densité de masse du snake

g est l'accélération gravitationnelle.

$Z(s)$ la valeur du potentiel en un point du snake à un instant t .

- une énergie potentielle de tension :

$$E_{\text{ressort}} = \frac{-1}{2} k_{\text{ressort}} || \vec{SM} ||^2 \quad (33)$$

k est le coefficient de raideur du ressort

\vec{SM} est le vecteur qui joint un point S du snake à un point M , point d'attache du ressort qui est un point objectif du contour.

L'énergie globale du snake est donnée par l'expression :

$$E_{\text{snake}} = \int_{\mathbf{v}} [E_{\text{int}}(\mathbf{v}) + E_{\text{ext}}(\mathbf{v})] ds ; \quad (34)$$

$$E_{\text{snake}} = \int_{\mathbf{v}} [\alpha v_s^2 + \beta v_{ss}^2 + E_{\text{ext}}(\mathbf{v})] ds . \quad (35)$$

On cherche la courbe \mathbf{v} qui minimise cette fonctionnelle E_{snake} .

Il est montré que la condition nécessaire pour que la courbe énergie passe par un minimum local est qu'elle satisfasse l'équation d'Euler-Lagrange :

$$\begin{cases} -(\alpha v_s)' + \beta (v_{ss})'' + E_{\text{ext}}(\mathbf{v}) = 0 \\ v(0), v_s(0), v(1) \text{ et } v_s(1) \text{ sont connus} \end{cases} \quad (36)$$

Dans le cas de la segmentation d'images échocardiographiques [COH 90], on ajoute des forces supplémentaires pour forcer le contour à aller dans les minima locaux que représente la courbe d'énergie du snake.

Comme la forme du contour en coupe transverse est proche d'un cercle, l'énergie interne est donnée par :

$$E_{\text{interne}} = a(s) |v_s(s)|^2 + b(s) |v_{ss}(s)|^2 + c(s) |v_{sss}(s)|^2 \quad (37)$$

où : $v_s(s)$ est la dérivée du contour dans les directions de la tangente qui contrôle la réaction du contour comme une membrane.

$v_{ss}(s)$ et $v_{sss}(s)$ sont la deuxième et la troisième dérivés.

v_{ss} contrôle la réaction du contour comme une plaque finie et v_{sss} correspond au changement de courbure qui doit être minimisé dans le cas d'un contour circulaire.

La fonctionnelle à minimiser est :

$$E(\mathbf{v}) = \int_{\mathbf{v}} \left[\left| \frac{d\mathbf{I}(\mathbf{v})}{ds} \right|^2 + a(s) |v_s(s)|^2 + b(s) |v_{ss}(s)|^2 + c(s) |v_{sss}(s)|^2 \right] ds \quad (38)$$

Cette méthode nécessite un contour initial. Si on emploie la minimisation par dérivée, le contour initial doit être proche du contour recherché, car la dérivée donne le minimum local le plus proche. En raison de la présence du bruit, la détection est faussée. Pour améliorer le résultat, des forces extérieures sont introduites de manières interactives.

Après transformation en coordonnées polaires et simplification de la fonction énergie, elle s'écrit :

$$E(v) = \int_v \left[\left| \frac{dI(v)}{ds} \right|^2 + a(s) |v_s(s)|^2 \right] ds \quad (39)$$

où le deuxième terme impose au contour une forme circulaire centrée par rapport à la cavité ventriculaire.

Pour démarrer la procédure, il faut connaître le centre de la cavité et deux cercles centrés qui englobent de part et d'autre le contour de la cavité le plus finement possible afin de limiter la quantité de calcul. Cet algorithme présente l'inconvénient d'être semi-automatique et d'avoir un coût élevé en temps de calcul.

La mise en oeuvre des Snakes [DON 90], [COH 90] nécessite : un contour qui prend en compte l'énergie de l'image qui pousse le contour vers les points saillants de l'image dérivée, les énergies internes qui imposent des contraintes de lissage par morceaux sur le contour et les énergies externes imposées itérativement par l'opérateur. Ces énergies internes et externes forcent le contour vers des minima locaux.

Taine [TAI 94] apporte une variante en définissant les B-Snakes qui sont des modèles déformables d'une fonctionnelle d'énergie à minimiser contenant des critères de métriques, de courbure et des termes propres aux éléments recherchés comme des modèles qui donnent une approche paramétrique sous forme de B-Spline des contours actifs.

3.3.2.2. La relaxation

La méthode de relaxation appliquée à la détection de contour [MON 89] procède par une étape d'étiquetage qui attribue à chaque point détecté une probabilité d'être un point du contour. Puis, par itération, cette probabilité évolue en fonction de celles des points voisins, jusqu'à ce qu'elle se stabilise. Chou [CHO 91] combine la méthode de relaxation avec un modèle d'image et des intensités idéales de niveaux de gris.

La méthode de relaxation [ROS 81], [PEL 78] est utilisée pour limiter le nombre des niveaux de gris contenus dans l'image.

Par exemple, pour une binarisation, on désire obtenir les deux niveaux : N (noir) et B (blanc) avec A_i le pixel à binariser, et A_h , $h \in \{a, \dots, h\}$, son voisinage et s le niveau de gris normalisé à 1 du pixel A_i .

La probabilité initiale pour que le pixel A_i soit blanc est de : $P_{iB}^{(0)} = s$ et, pour qu'il soit noir, de $P_{iN}^{(0)} = 1 - s$. Le voisinage de A_i a généralement un niveau de gris proche de celui-ci, donc, on affecte à chaque pixel A_h un coefficient de compatibilité $C(i,j,h,k)$, où i appartient à la classe j et h à la classe k . Ici, j et $k \in \{N, B\}$.

La compatibilité totale est obtenue quand la classe du pixel A_i est la même que celle de A_h . Dans ce cas, la compatibilité totale ($C(i,N,h,N)$ ou $C(i,B,h,B)$) vaut 1. La non-compatibilité est obtenue quand la classe de A_i est différente de celle de A_h , la compatibilité ($C(i,N,h,B)$ ou $C(i,B,h,N)$) vaut alors - 1 (ou 0 selon les applications).

La correction à apporter à la probabilité du pixel A_i connaissant la compatibilité de son voisinage A_h , est la suivante : (P_{hk} est la probabilité de A_h à appartenir à la classe k).

$$q_{ij} = \sum_{h=N, h \neq i}^B \sum_{j=N}^B c(i, j, h, k) P_{hk} \quad (40)$$

Dans ce cas, la probabilité de A_i devient :

$$P_{ij}^{(k+1)} = \frac{P_{ij}^{(k)} (1 + q_{ij})}{\sum_{j=N}^B P_{ij}^{(k)} (1 + q_{ij})} \quad (41)$$

On applique ce calcul de manière itérative à tous les pixels de l'image.

3.3.2.3.L'analyse de texture

La méthode d'analyse de texture consiste à extraire d'une zone de l'image des attributs globaux utilisables pour caractériser la texture de cette zone. Ainsi, on obtient pour chaque zone un vecteur d'attributs de texture.

Comme paramètres de texture, on trouve : des paramètres d'énergie, d'indépendance spatiale des niveaux de gris, de longueur des lignes de niveaux de gris, ...

La segmentation de l'image par analyse de texture [MAL 89b], [POS 90] consiste donc à rassembler les différentes régions ayant des vecteurs attributs identiques et à établir une classification de ces régions.

On trouve deux approches de classification : l'approche syntaxique ou structurelle qui est généralement fondée sur l'étude des primitives existantes dans l'image [HAR 79] et l'approche statistique fondée sur l'étude des fréquences spatiales.

La difficulté de cette méthode de segmentation est de définir les bons paramètres d'attributs [MAL 89a], [PAL 87].

L'analyse de texture est utilisée pour segmenter le ventricule droit d'une échocardiographie [DIP 90] par regroupement en régions des zones représentant une uniformité texturale. L'analyse de la texture des régions de l'image a été faite par l'utilisation de matrices de cooccurrence spatiale et des histogrammes locaux.

Cependant, sur certaines images, l'étude de la texture ne permet pas de déterminer entièrement les contours du ventricule droit. Par l'apport de la connaissance a priori, les défauts de détection sont alors éliminés en tenant compte des paramètres tels que l'endroit où sont apparus les défauts, l'instant d'acquisition de l'image dans le cycle (systole ou diastole), la taille globale du ventricule, ...

3.3.3. LES METHODES SPATIO-TEMPORELLES ET METHODES DE SUIVI DE CONTOURS

3.3.3.1. La segmentation par champs de Markov

les champs de Markov ont pour objet de donner un modèle mathématique simple permettant de prendre en compte les interactions locales au niveau du pixel. Ainsi, il est défini une fonction énergie qui modélise tous les interactions qui influent sur les traitements que l'on applique à l'image. Geman [GEM 84] inclue dans la fonction d'énergie les discontinuités présentes dans l'image, une étude sur un voisinage est faite. Ainsi, on est amené à minimiser une fonction d'énergie généralement non convexe avec un nombre important de variables, ce qui demande un temps de calcul élevé pour obtenir une solution optimale.

Pour minimiser cette fonction d'énergie, on trouve des méthodes optimales stochastiques telles que l'échantillonnage de Gibbs [GEM 84], le recuit simulé [KIR 83] et des méthodes déterministes qui permettent d'approcher la solution optimale de manière plus rapide : GNC (Graduated Non Convexity) [BLA 87], [SYM 89a], ICM (Interacted Conditional Mode) [BES 86], MFA (Mean Field Annealing ou recuit par champ moyen) [GEI 90], [ZER 90a].

Le recuit simulé temporel est employé pour minimiser la fonction d'énergie qui contient des termes : de position du contour, de lissage, de volume maximal et de continuité temporelle [FRI 89].

Cette méthode utilise le principe du lancer de rayons pour trouver le point contour parmi les N points possibles d'une direction. Pour cela, la fonction $f(r)$ suivante est minimisée (en supposant que les points contours sont répartis par une distribution de Gibbs) :

$$f(r) = \frac{1}{Z} \exp\left(-\frac{U(r)}{T_k}\right) \quad (42)$$

$$Z = \sum_r \exp\left(-\frac{U(r)}{T_k}\right) ; \quad U(r) = \alpha_1 U_1 + \alpha_2 U_2 + \alpha_3 U_3 + \alpha_4 U_4 \quad (43)$$

Tous les critères assurant une bonne détection de contour : rehaussement, bruit aléatoire, lissage sont contenus dans la fonction énergie $U(r)$, composée des éléments suivants :

- U_1 : élément de détection de contour optimale (filtre de Canny).
- U_2 : élément de lissage radial (prise en compte de plusieurs directions pour éviter les points isolés).
- U_3 : élément de volume maximal.
- U_4 : Continuité temporelle d'une vue à l'autre de la séquence, peu de variation de la position du point de contour.

Herlin [HER 92], [HER 93a] utilise un algorithme de minimisation d'énergie du type "Iterated Conditionnal Mode [BES 86]. La fonctionnelle d'énergie est constituée là aussi de quatre termes. Un premier terme d'énergie globale traduit le fait que l'énergie (le niveau de gris) suit une distribution gaussienne. Le deuxième terme correspond au gradient du niveau de gris car un contour est caractérisé par une variation du niveau de gris. Le troisième terme est un terme de lissage spatial tandis que le quatrième est un terme de régularité temporel.

3.3.3.2. La matrice de cooccurrence temporelle

Le seuillage par matrice de cooccurrence temporelle [ZHA 82], [ZHA 84] est une méthode d'optimisation de seuil qui donne une détection de la paroi d'après son mouvement. Le critère de seuillage utilisé caractérise un point en mouvement entre deux vues. Ce point

en mouvement est repéré si son niveau de gris diffère de manière significative d'une vue à l'autre.

3.3.3.3. La morphologie mathématique 3D

Higgin [HIG 90] décrit une méthode semi-automatique d'extraction de la forme du ventricule gauche dont la partie automatique contient : le concept de la morphologie 3D, un filtre d'homogénéité maximale et un seuillage adaptatif 3D. Tandis que la méthode par Klinger [KLI 88] ne repose que sur la morphologie mathématique.

Les opérateurs morphologiques sont considérés comme des filtres spécifiques qui déplacent l'information contenue dans l'image. La transformation de l'image se fait par l'intersection des pixels de l'image (X) avec ceux d'un élément structurant (B). L'élément structurant est défini en deux dimensions pour une étude spatiale et en trois dimensions pour une étude temporelle d'une séquence d'images (deux axes définissent le plan de l'image et le troisième est l'axe temporel). B_x est le centre de l'élément structurant.

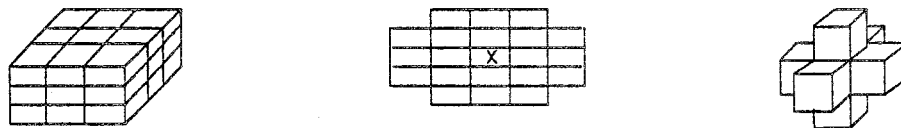


fig. 56 : Exemples d'éléments structurants

La morphologie mathématique est définie soit pour des images binaires ou soit pour des images en niveau de gris. Les différentes opérations possibles pour les images binaires sont les suivantes :

- la dilatation : $X \oplus B = \{ x : B_x \cap X \neq \emptyset \}$ (extension du nombre de pixel blanc) ;
- l'érosion : $X \ominus B = \{ x / B_x \subset X \}$ (extension des pixels noirs) ;
- l'ouverture : $X^{op} = (X \ominus B) \oplus B$;
- la fermeture : $X^{cl} = (X \oplus B) \ominus B$.

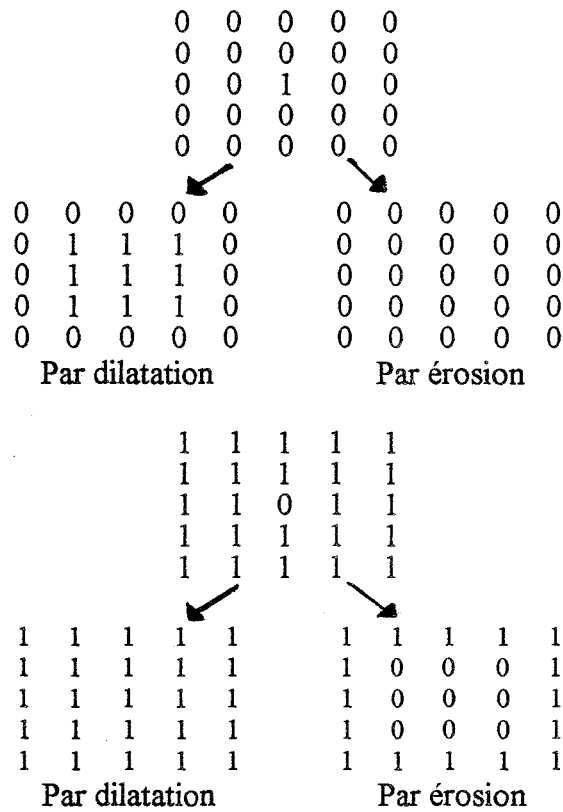


fig. 57 : représentation de l'effet de la dilatation et de l'érosion, le 0 représente le noir et le 1 le blanc

La méthode de Higgin [HIG 90] utilise toutes les coupes d'une séquence d'images. L'ensemble de ces coupes définit un volume "A" constitué de volumes élémentaires ou voxels. Le volume du voxel est composé de la surface du pixel d'une image et de la distance compris entre deux coupes consécutives.

Les différentes étapes de traitement sont faites en employant des opérateurs morphologiques à partir de deux éléments structurants B1 et B2 (voir figure 56).

On utilise les notations suivantes :

- nB_2 qui correspond à n dilatations par B2.
- A^c est le complément de A.
- $c_m A$ analyse si un voxel A est relié à m autres voxels voisins immédiats de A.
- La création du volume A_i est obtenu par binarisation de chaque coupe. Un voxel vaudra 0 si son niveau de gris est 0, sinon, il vaut 1.
- La fermeture des contours A_i est donnée par :

$$(A \circ B_1) \oplus B_1 \tag{44}$$

- La création du nouveau volume A rassemble tous les volumes A_i : $(c_4 A^c)^c$

- Le premier lissage du volume est :

$$(A \oplus B_1) \ominus B_1 \quad (45)$$

- Le deuxième lissage se fait par les étapes successives suivantes :

$$c_{26} A, A \ominus nB_2, c_{26} A, A \oplus nB_2 \quad (46)$$

- Le volume final est donné par :

$$(A_1 \oplus B_2) \cap A \quad (47)$$

La méthode développée par Klingner [KLI 88] se décrit succinctement par les étapes suivantes :

- soustraction entre deux vues consécutives, obtention des images C.
- application d'opérateurs morphologiques des éléments structurants hexagonaux de rayon de vingt pixels (H^{20}), de 10 pixels (H^{10}) et unité donc d'un seul pixel (H).
- ouverture :

$$D = C - C^{op} = C - [(C \ominus H^{20}) \oplus H^{20}] \quad (48)$$

- obtention d'information dans la région de signal de faible amplitude :

$$D^{cl} = (D \oplus H^{10}) \ominus H^{10} \quad (49)$$

- seuillage de niveau de gris pour chaque position du pixel (i, j) :

$$T(i,j) = \begin{cases} 1 & \text{si } D^{cl}(i,j) \geq 15 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (50)$$

- fermeture du contour par un élément structurant de taille unité et par itération des dilatations jusqu'à obtention du contour fermé.

3.3.3.4. La segmentation par critères statistiques

Adam [ADA 87] décrit une méthode de suivi de contour entre deux vues sur un petit nombre de points. Puis, il utilise l'information spatiale pour faire une recherche itérative des autres points contours en utilisant un critère statistique prédéterminé.

Son principe repose sur la méthode du lancer de huit rayons sur une image filtrée. Les premiers points rehaussés sur chacun de ces rayons forment un polygone. La moyenne des niveaux de gris faite à l'intérieur du polygone est soustraite à toute l'image. Puis, on augmente la dynamique des niveaux de gris pour améliorer le contraste de l'image autour du ventricule.

La recherche du contour se fait par analyse du niveau de gris dans des fenêtres de taille 5x5 pixels le long des différentes directions. Les points frontières sont trouvés après n itérations et calculés dans les trois carrés les plus proches du point rehaussé de la direction par la fonction P_i :

$$P_i^{(k+1)} = c_1 B_i + c_2 V_i^{1/2} + c_3 dB_i \quad i=1,2,3 \quad c_1, c_2, c_3 \text{ trois constantes} \quad (51)$$

- B_i : la valeur moyenne du niveau gris dans le carré i ;
- dB_i : la différence la plus grande entre les B_i ;
- V_i : la variance de la moyenne des valeurs de niveau de gris du carré i .

Parmi les méthodes statistiques, Liu [LIU 94] développe une méthode de détection des contours basée sur la mesure de non-stationnarité locale des différents moments statistiques. La segmentation d'un signal se décrit comme la décomposition automatique de ce signal en segments stationnaires ou faiblement non stationnaires dont les longueurs sont adaptées aux propriétés locales du signal. Les méthodes de détection de ruptures se classent en trois catégories [BAS 92] qui correspondent aux changements des propriétés statiques locales du signal d'ordre 1, 2 ou plus.

La détection de rupture est d'ordre 1, si elle permet de détecter une transition correspondant à une variation brutale du moment statistique d'ordre 1 du signal étudié (valeur moyenne). On trouve la méthode du gradient qui est fondée sur l'idée qu'en absence de bruit un changement de moyenne dans un signal est caractérisé localement par une grande valeur absolue de la dérivée.

Un algorithme est d'ordre 2, s'il permet de détecter une transition correspondant à une variation brutale du moment statistique d'ordre 2, changement brutal de la covariance ou du spectre fréquentiel. Ces algorithmes sont essentiellement basés sur une modélisation paramétrique du signal. Les statistiques d'ordre 2 ne décrivent qu'une partie du signal. On ne peut pas, en effet, reconstruire le signal original à partir de ces seules informations. Dans ce cas, on utilise les moments d'ordre supérieur.

Le flux optique est utilisé [ANS 90], [MAI 87] pour établir le suivi du contour. Sur la première vue, il est détecté de manière classique. Un vecteur observation est établi à partir de ce contour. Puis sur l'image suivante, le contour est déterminé par un principe de gradient vectoriel fait sur le vecteur observation.

3.4. LES POST-TRAITEMENTS

Les post-traitements consistent à vérifier si les points issus de la détection de contour peuvent véritablement appartenir à celui-ci, puis, à fermer le contour et enfin à le rendre d'épaisseur un pixel pour obtenir la segmentation de l'objet.

La suppression des points aberrants constituant le contour peut se faire de manière différente. Adam [ADA 87] calcule la variance du niveau de gris dans une fenêtre autour d'un point contour considéré. Si cette variance est trop faible le point est supprimé car il ne contient pas le contraste de luminosité marquant la position d'un contour. Chu [CHU 88a] vérifie les caractéristiques des points avec celles contenues dans une base de connaissances. Klinger [KLI 88] et Frieland [FRI 89] exploitent l'aspect spatio-temporel que présente une séquence d'images. D'une vue à l'autre la variation de la position du contour est connue. Si le point détecté n'appartient pas à la zone déterminée, il est aberrant.

Pour la fermeture de contour, deux méthodes sont possibles suivant que la détection de contour résulte d'une approche frontière ou d'une approche région.

3.4.1. L'APPROCHE FRONTIERE

Avec l'approche frontière, on trouve des méthodes classiques d'interpolation paramétrique par : Spline cubique [ADA 87], Béziers [FEN 91], Lagrange [ZHA 84], fonctions polynomiales [BUN 90] et d'autres méthodes plus heuristiques utilisant l'aspect spatio-temporel [FRI 89].

L'interpolation par une courbe de Béziers est une méthode d'interpolation paramétrique, chaque morceau de courbe est défini par quatre points P_0, P_1, P_2, P_3 du plan. Cette portion de courbe passe par P_0 et P_3 et se rapproche de P_1 et de P_2 , elle est définie par la fonction $P(t)$ suivante :

$$P(t) = \sum_{i=0}^4 P_i C_4^i t^i (1-t)^{4-i} \quad \text{avec } t \in [0;1] \quad (52)$$

La courbe est tangente aux droites (P_0P_1) et (P_2P_3) . Elle est contenue dans le polygone constitué par ces quatre points. Le paramètre "a" de la formule 53 est un scalaire qui détermine la longueur du vecteur tangent. La détermination de cette partie de courbe paramétrique $P(t)$ revient à effectuer les produits matriciels suivants :

$$P(t) = \begin{bmatrix} t^3 & t^2 & t & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -a & 2-a & -2+a & a \\ 2a & -3+a & 3-2a & -a \\ -a & 0 & a & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_0 \\ P_1 \\ P_2 \\ P_3 \end{bmatrix} \quad (53)$$

L'interpolation polynomiale peut se mettre sous différentes formes [BUN 90]. La courbe est décrite soit par une fonction polynomiale de degré n :

$$P_n(x) = a_0 + a_1 x + \dots + a_n x^n \quad (54)$$

soit par une fonction rationnelle :

$$R_n(x) = \frac{a_0 + a_1 x + \dots + a_n x^n}{b_0 + b_1 x + \dots + b_n x^n} \quad (55)$$

soit par un polynôme trigonométrique :

$$T_n(x) = \frac{1}{2} a_0 + \sum_{k=1}^n [a_k \cos(kx) + b_k \sin(kx)] \quad (56)$$

Les méthodes heuristiques [KLI 88], [FRI 89] permettant la fermeture des contours comparent l'emplacement d'un "trou" (point non trouvé) d'une vue de la séquence avec les vues voisines et en prennent la position médiane des points de contour de l'ensemble de ces vues.

3.4.2. L'APPROCHE REGION

Dans l'approche région, il existe des méthodes de fermeture de région qui utilisent la morphologie mathématique [DIP 90], [KLI 88].

L'affinage du contour obtenu consiste à rendre le contour d'épaisseur un pixel. On a recours à des méthodes de squelettisation et de suppression de branches pendantes qui se font généralement par morphologie mathématique [TOU 87].

Suivant la méthode de détection utilisée, certaines opérations ne sont pas faites car elles sont contenues dans l'algorithme de détection. Par exemple, les méthodes utilisant des fonctions d'énergies, comme les snakes ou le recuit simulé, incluent des paramètres de lissage et de fermeture de contour dans leurs fonctions d'énergie.

3.4.3. CONCLUSION

Aucune méthode de détection de la cavité ventriculaire utilise une modélisation de la forme du coeur. En effet, elle est difficilement modélisable car elle ne correspond pas très précisément à une forme géométrique connue. Cependant, pour les coupes apicales, on assimile son allure à une forme elliptique et pour les coupes parasternales à un cercle. L'allure du coeur est à peu près constant mais sa forme varie suivant les individus. De plus, il est dangereux d'utiliser uniquement des critères de formes car le coeur peut être déformée par une pathologie.

Pour caractériser le ventricule dans l'image, nous avons donc recours à l'information de luminosité et de texture présente dans l'image. L'information de luminosité n'est pas fiable car elle dépend de plusieurs éléments : échogénéité du patient, réglage des appareils... Il en est de même pour la texture, car la formation de l'image apporte du bruit texturé en forme d'arc de cercle.

Les méthodes utilisées sont donc des méthodes heuristiques qui associent des critères de formes à des critères de luminosité et de texture.

Il ressort de cette étude bibliographique deux choses. La première est que l'information dont on dispose dans l'image est insuffisante pour extraire la cavité de manière satisfaisante. La deuxième est qu'il est difficile d'établir une méthode générale de détection qui soit valable pour toutes les vues d'une séquence d'images. Les paramètres doivent être modifiés suivant l'instant du cycle car la forme ou la caractérisation de l'objet détecté est différente.

Pour apporter de l'information supplémentaire dans l'image 2D, deux techniques sont employées.

La première technique consiste à apporter de l'information a priori, en plus de l'information de luminosité de l'image. Cette information a priori peut être :

- la forme géométrique de la cavité.

- les différentes dimensions de la cavité.
- l'apport d'informations en terme d'énergie (cas des Snakes, du recuit simulé, ...) pour assurer la convergence de l'algorithme vers le contour recherché.
- l'établissement d'un apprentissage pour régler les paramètres de l'algorithme (seuil d'homogénéité pour l'analyse de texture, ...).

La deuxième technique consiste à utiliser la redondance d'information dont on dispose lorsque l'on considère plusieurs vues consécutives d'une séquence d'images. Selon trois principes possibles, de l'information temporelle est ajoutée pour la détection :

- Lorsque l'algorithme a besoin d'être initialisé (centre de la cavité, contour initial (Snakes), zone d'intérêt dans l'image, ...), dans ce cas le contour de la vue précédente sert comme référence.
- Lorsque l'information temporelle est contenue dans la méthode de détection, par exemple : en terme de lissage du contour à détecter (le recuit simulé), en terme de fermeture de contour, ...
- Lorsque la séquence est faite de coupes parallèles, on peut travailler directement sur un volume dont les volumes élémentaires sont la surface du pixel multipliée par la profondeur inter-coupes (morphologie 3D).

La plupart des méthodes proposées à l'heure actuelle sont des méthodes semi-automatiques nécessitant l'intervention humaine ou ce sont des méthodes itératives demandant un coût de calcul élevé. La plupart de ces méthodes ne peuvent donc pas donner un outil rapide, robuste et automatique aux cardiologues. L'extraction des structures cardiaques à partir d'images échocardiographiques reste donc un problème actuel.

Pour essayer d'apporter un outil qui satisfasse les cardiologues, nous proposons une méthode de détection qui réduit les interventions humaines et qui limite les calculs itératifs. Pour tenir compte des contraintes que présente ce type d'images nous utilisons le concept de la "logique floue" qui permet d'intégrer dans la méthode le bruit et l'incertitude de la position du contour. Pour palier au manque d'information, nous utilisons une base de connaissances.

Le chapitre suivant développe l'utilisation de la logique floue en présentant au préalable les éléments de base de cette théorie. Ensuite, il est présenté les applications faites en segmentation utilisant la logique floue. Puis, nous expliquons l'algorithme mis en oeuvre pour la segmentation des échographies.

UTILISATION DE LA LOGIQUE FLOUE

La difficulté de la segmentation des échographies provient des différents bruits contenus dans ces images ainsi que du faible contraste existant dans l'image. La cavité ventriculaire est visible car le sang est une substance à fort coefficient d'absorption de l'onde. Les zones de faible densité en sang se confondent avec les tissus environnant la cavité. Les difficultés de la détermination précise de la position de la paroi ventriculaire proviennent de la nature de cette paroi qui est plus ou moins bien définie. Elle n'est pas lisse mais plutôt alvéolaire (figure 2).

Pour tenter de répondre de manière satisfaisante aux problèmes posés par cette segmentation, il est nécessaire d'utiliser un formalisme qui prend en compte les aspects d'imprécision et d'incertitude : c'est le cas de la logique floue. Dans ce concept, il existe la notion d'appartenance graduelle qui permet une description plus précise des objets [THE 93b].

Nous présentons en première partie, l'historique de la logique floue et ses avantages afin de présenter le contexte dans lequel celle-ci est applicable. La deuxième partie décrit la notion de règles floues. La troisième partie présente les méthodes de segmentation utilisant ce concept.

4.1. LA NECESSITE D'UNE THEORIE FLOUE

4.1.1. L'HISTORIQUE DE LA LOGIQUE FLOUE

Les mathématiques servent à modéliser les phénomènes physiques et à apporter des méthodes de calcul pour utiliser les modèles. Les outils mathématiques ainsi créés doivent donc pouvoir décrire tous les phénomènes. Or, l'imprécis et l'incertain se décrivent difficilement dans la théorie ensembliste classique, d'où la nécessité d'une théorie adaptée pour traiter l'imprécis et l'incertain. Alors, il est né la théorie des ensembles flous. Cette théorie possède sa propre logique et son propre mode de raisonnement.

Le concept de la logique floue est né grâce au professeur Lofti A. Zadeh en 1965 [ZAD 65]. Il voulait résoudre le problème des limites embarrassantes du principe sur lequel est fondé le contrôle des systèmes, contrôle qui nécessite une programmation précise pour chaque instruction et pour chaque donnée. Comme il est impossible de commander en

même temps tous les facteurs influençant le système, l'ordinateur sélectionne le paramètre qui semble avoir une influence prépondérante sur le système à contrôler. L'ordinateur est capable d'effectuer des calculs précis et rapides mais les paramètres obtenus dans ces conditions peuvent aboutir à une conclusion fautive et contraire au bon sens car la machine remplace l'imprécision par des valeurs numériques quantifiées et figées. Il a donc fallu développer une théorie capable de traiter la partie "vague" des décisions : c'est ce qui est fait dans la théorie de la logique floue.

L'idée des ensembles flous, proposée en 1965 à l'université Berkeley en Californie par Lofti Zadeh, est introduite en France par Arnold Kaufmann [KAU 75a 75b], [BAN 78]. Elle consiste à attribuer, dans un contexte donné, des degrés d'appartenance variant entre 0 et 1 à des éléments qui ne sont pas nécessairement caractéristiques de l'ensemble, mais qui, cependant, ne peuvent pas être rejetés définitivement. Ces éléments constitueront ce que l'on appelle les ensembles flous.

Les ensembles flous seront utilisés pour décrire de manière grossière "les relations" entre les valeurs imprécises des variables décrivant l'état du système à différents instants et la commande à appliquer. La mise en oeuvre de ces ensembles est plus aisée pour certains systèmes que la recherche du modèle mathématique qui se doit être à la fois précis, pertinent et simple d'exploitation.

L'intérêt se porte donc sur la représentation de connaissances capables de piloter le système afin d'en tirer une "modélisation floue". Ce savoir s'exprime à partir des règles floues ou règles graduées. Plus on est proche d'un type de situation, plus le poids accordé à cette situation est important. Les conclusions à appliquer sur le système sont la combinaison de ces règles en tenant compte des degrés respectifs avec lesquels les règles s'appliquent à la situation. Les conclusions donnent naissance à un mécanisme d'interpolation entre les diverses recommandations fournies dans ces règles.

A partir de 1975, les premières applications faites en "flou" [MAN 75] sont à l'étude pour la régulation floue de systèmes. Les premières applications industrielles débutent en 1980.

4.1.2. LES AVANTAGES DE LA LOGIQUE FLOUE

L'homme, tout cartésien qu'il puisse prétendre être, ne fonctionne pas de façon binaire. Cela lui permet d'intégrer dans sa réflexion des données incomplètes, ambiguës, imprécises ... Le raisonnement intelligent de l'homme, tout en nuances, est le meilleur qui puisse exister.

On cherche, en général, à le comprendre afin que les machines puissent l'imiter. Le raisonnement flou est l'un des aspects possibles de son imitation, car il s'en rapproche et permet donc de tenir compte de l'imprécis et de l'incertain.

La logique se décompose en deux grandes catégories, la logique classique et la logique non monotone [BAR 92], [DUB 91], [OMR], [DUB 88].

La logique classique n'appréhende que le "certainement vrai" ou le "certainement faux". Lorsqu'une information est ambiguë ou incomplète, il n'y a pas de réponse possible. Au contraire, les logiques non monotones permettent de tenir compte des situations ambiguës ou incomplètes en apportant des nuances ou des exceptions.

Les situations générales sont définies par une expression du type :

On dit que : les A sont généralement des B,

et on apporte des nuances à ces situations générales qui s'expriment de la manière suivante :

un A est un B sauf indication contraire ;

un A sera presque certainement un B ;

la plupart des A sont des B sauf si A est anormal.

Par exemple, si on parle d'un oiseau, on en conclut qu'il vole. Et si on précise qu'il s'agit d'un pingouin, l'homme conclut que l'oiseau dont on parle ne vole pas. Une machine utilisant la logique classique ne peut pas tenir compte d'une telle situation, tandis qu'en logique non monotone, le mode de raisonnement accepte les exceptions : "Ce qui est généralement vrai pour les oiseaux peut être faux pour les pingouins".

Les logiques non monotones se divisent en deux grandes familles : la logique probabiliste et la logique possibiliste qui inclut la logique floue [DUB 88], [HAT 91].

En logique probabiliste, les exceptions sont comptées ou, du moins, on évalue leur possibilité d'apparition, à partir de données statistiques, tandis qu'en logique possibiliste, les situations envisageables sont ordonnées selon leur caractère plus ou moins exceptionnel. L'ensemble des situations constitue une base de connaissances dont chaque élément reçoit un poids qui traduit son degré de certitude ou de possibilité. Le poids attaché à une proposition traduit à quel point il serait normal que la connaissance contenue dans la proposition soit vraie.

La logique floue utilise une base de connaissances de situations. En plus, elle assure l'extrapolation des situations si nécessaire. Le flou représente l'ambiguë ou le caractère vague des propositions et non la probabilité de celle-ci.

Lorsque l'on dispose de plusieurs propositions, il est utile de les confronter pour obtenir une proposition plus complète et moins redondante. Le mode de raisonnement utilisé est l'inférence, on passe de deux vérités à une autre vérité jugée vraie en raison de son lien avec les deux premières.

En logique classique, l'inférence est donnée par la transitivité. Elle s'exprime de la manière suivante :

proposition 1 : *si A est B.*

proposition 2 : *si B est C.*

conclusion : *A est C.*

L'inférence n'est possible que lorsque les données correspondent exactement aux propositions. En logique floue, "l'inférence floue" dépend du degré d'appartenance que l'on a affecté aux propositions. Soit A et B deux propositions et les poids "a" et "a'" d'une part et "b" et "b'" d'autre part correspondant respectivement aux propositions A et B.

Le cas 1 présente une situation connue dans la base de connaissances et le cas 2 est l'extrapolation de cette situation.

cas 1 : proposition 1 : *si A vaut a.*

conclusion 1 : *B vaut b.*

cas 2 : proposition 2 : *si A vaut a'.*

conclusion 2 : *B vaut b'.*

Exemple d'application de l'inférence floue :

- cas 1 : proposition 1 : *si l'eau est très chaude,*
conclusion 1 : *ajouter beaucoup d'eau froide.*
- cas 2 : proposition 2 : *l'eau est froide,*
Conclusion 2 : *ne rien faire.*

L'inférence floue est possible même lorsque le contenu des faits diffère légèrement des données de la base de connaissances. Cette extrapolation de la connaissance donne beaucoup de souplesse. Si on reprend l'exemple précédent, on peut avoir la proposition suivante :

si l'eau est tiède,

la conclusion extrapolée sera donc :

on va ajouter un peu d'eau froide.

Ce mode de raisonnement fait en logique floue par l'inférence floue est qualifié de raisonnement flou.

Ce mode de raisonnement est souvent employé dans des situations particulières. La théorie du flou permet de les modéliser, c'est ce que nous exposons dans le paragraphe suivant.

4.2. QUELQUES ELEMENTS DE LA THEORIE DU FLOU

Quelques ouvrages de référence sur ce sujet sont les suivants : [KAU 75a, 75b], [LEV 93], [BOU 93], [ARA 93].

Dans une première partie, nous présentons les généralités de la théorie du "flou" : fonctions d'appartenance, ensembles flous.

Dans une deuxième partie, nous donnons la description symbolique qui est faite dans cette théorie ainsi que les modes de raisonnement.

4.2.1. LA FONCTION D'APPARTENANCE

4.2.1.1. Fonctions d'appartenance et ensembles classiques

Soit R un ensemble et A' un sous-ensemble de R , ($A' \subset R$).

Dans la théorie des ensembles classiques, un élément x de R a deux possibilités :

- x appartient à A' ($x \in A'$),
- x n'appartient pas à A' ($x \notin A'$).

Pour indiquer cette appartenance, on peut utiliser "une fonction d'appartenance" $\mu_{A'}$ telle que :

$$\begin{aligned} R &\longrightarrow \{0 ; 1\} \\ x &\longrightarrow \mu_{A'}(x) \end{aligned} \quad (57)$$

$$\begin{aligned} \text{avec } \mu_{A'}(x) &= 1 \text{ si } x \in A' \\ \mu_{A'}(x) &= 0 \text{ si } x \notin A' \end{aligned}$$

4.2.1.2. Fonctions d'appartenance et ensembles flous

Soit R un ensemble, A un sous-ensemble de R et x un élément de A .

Un ensemble flou A de R est défini comme un ensemble de couples :

$$\{(x, \mu_A(x)) / x \in R\} \quad (58)$$

où la fonction d'appartenance floue μ_A donne la possibilité à l'élément x d'appartenir partiellement à l'ensemble A en lui faisant correspondre une valeur comprise entre 0 et 1.

$$\begin{aligned} R &\longrightarrow [0 ; 1] \\ x &\longrightarrow \mu_A(x) \end{aligned} \quad (59)$$

La fonction d'appartenance s'interprète comme une fonction qui fournit le degré de conformité entre l'élément x et l'ensemble flou A .

La théorie ensembliste classique n'est qu'un cas particulier de la théorie ensembliste floue. Dans toutes les définitions utilisées, on se ramène à la théorie classique en considérant que les fonctions d'appartenance floues ont pour image la paire $\{0 ; 1\}$ plutôt que l'intervalle $[0 ; 1]$.

4.2.1.3. La fonction d'appartenance

La forme de la fonction d'appartenance est variable suivant les applications et la complexité des calculs qu'elle engendre. Les formes que l'on rencontre dans la littérature sont : linéaire, trapézoïdale, triangulaire, sigmoïdale, gaussienne ... (figure 58) :

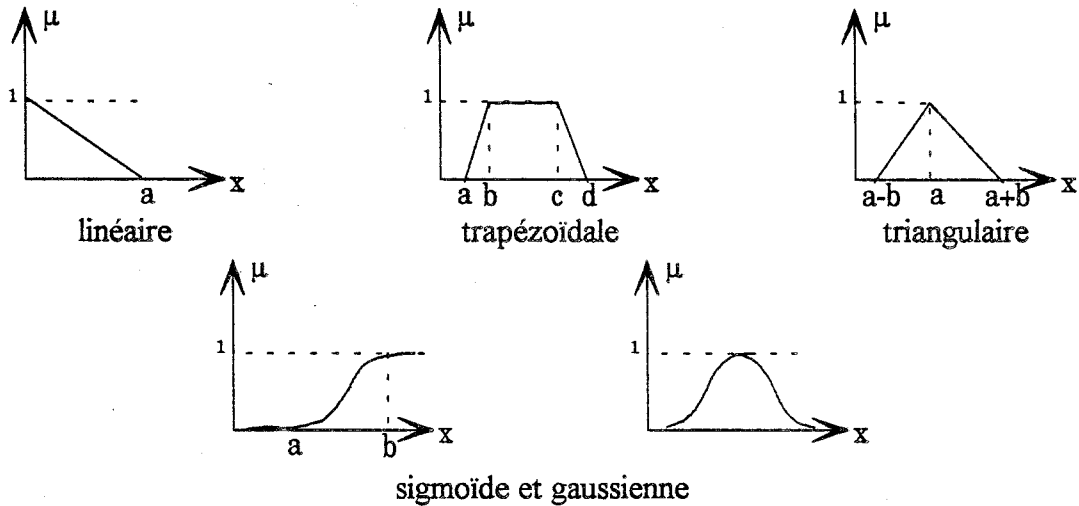


Fig. 58 : Formes courantes des fonctions d'appartenance.

Les termes employés (figure 59) relatifs aux fonctions d'appartenance sont : le noyau, le support, le transitoire. Le support d'un ensemble R est le sous-ensemble pour lequel la fonction d'appartenance est non nulle :

$$S(R) = \{ x / \mu_R(x) > 0 \}. \quad (60)$$

Le noyau d'un ensemble R est le sous ensemble constitué des points de degré d'appartenance de valeur 1 :

$$N(R) = \{ x / \mu_R(x) = 1 \}. \quad (61)$$

Le transitoire contient tous les points de degré d'appartenance compris entre 0 et 1 :

$$T(R) = \{ x / \mu_R(x) \in]0 ; 1[\}. \quad (62)$$

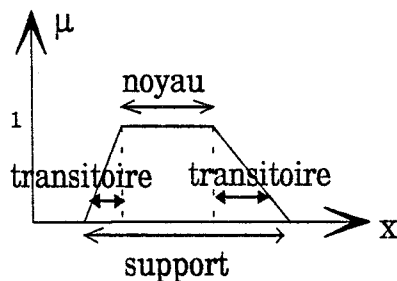


fig. 59 : la fonction d'appartenance

Pour un ensemble flou, ce qui importe le plus est l'ordonnement des degrés d'appartenance entre eux plutôt que la valeur précise du degré d'appartenance. Les fonctions les plus utilisées sont les plus simples : trapézoïdale ou triangulaire. Si dans l'application, la fonction d'appartenance doit être dérivée, elle sera de type sigmoïdale ou gaussienne car ces formes sont continues et dérivables sur leur support.

4.2.2. LES ENSEMBLES FLOUS

En logique floue, lorsque l'on considère un élément d'un ensemble, on prend en compte son degré d'appartenance à l'ensemble. Les opérations, les relations, les lois ... qui sont définies entre les ensembles ou les éléments vont donc être basées sur les degrés d'appartenance des éléments aux ensembles.

On trouve deux types de lois : les lois qui sont définies globalement sur un ensemble (telle que l'intersection en logique classique) et les lois qui concernent uniquement les éléments, que l'on appelle les opérateurs (comme l'addition en logique classique). Dans tous les cas, ces lois peuvent s'exprimer par une relation entre deux ensembles. Ces différentes lois sont données en annexe.

4.2.3. LA DESCRIPTION SYMBOLIQUE

La description de manière quantitative de l'information imprécise et incertaine n'a pas de sens. C'est pourquoi en logique floue, elle se traduit par des termes linguistiques pondérés par des valeurs appelées "degré d'appartenance". Cette description se fait par un formalisme symbolique.

4.2.3.1. Les variables linguistiques

Toute variable linguistique est formée d'un triplet :

$$(E ; X ; T_E) \quad (63)$$

Où : E est la variable définie sur l'univers de discours X.

L'univers des discours est le domaine de variation de la variable.

T_E est un ensemble de qualificatifs linguistiques caractérisant la variable E.

Soit par exemple la variable NDG représentant le niveau de gris d'une image codée sur huit bits, son univers des discours X possibles est l'ensemble des valeurs du niveau de gris qu'elle peut prendre, ici : $X = [0,255]$. T_{NDG} est un ensemble de qualificatifs caractérisant les niveaux de gris, soit par exemple : $T_{NDG} = \{\text{NOIR, SOMBRE, GRIS, CLAIR}\}$.

Ce triplet se note sous la forme suivante :

$$(NDG, [0,255], \{\text{NOIR, SOMBRE, GRIS, CLAIR}\}) \quad (64)$$

La répartition des fonctions d'appartenance sur l'univers des discours dépend du problème à traiter.

4.2.3.2. Les modificateurs linguistiques

Les modificateurs linguistiques sont des petits mots qui modifient l'effet des qualificatifs linguistiques tels que : très, très peu, plus ou moins, passablement, relativement, pas ...

Ces opérateurs modifient le degré d'appartenance qui est attribué aux éléments sur lesquels ils agissent. Ils modifient donc leur fonction d'appartenance.

Le modificateur "très" (ou "trop", "beaucoup") apporte une compression de la classe sur laquelle il s'applique.

Si A' est la description linguistique de A modifiée par le modificateur "très" :

$$A' = \text{très } A \quad (65)$$

la fonction d'appartenance de A' est, d'après Kaufmann [KAU 75b], est définie par :

$$\forall x \in R ; \mu_{A'}(x) = \sqrt{\mu_A(x)}. \quad (66)$$

(dans tous les cas, le degré d'appartenance est une valeur comprise entre [0,1]).

De même le modificateur "peu" (ou "pas assez" ...) apporte une dilatation de la classe. A'' est la description linguistique de A modifiée par le modificateur peu :

$$A'' = \text{peu } A \quad (67)$$

La fonction d'appartenance de A'' est définie au sens de Kaufmann (figure 60) par :

$$\forall x \in R ; \mu_{A''}(x) = [\mu_A(x)]^2. \quad (68)$$

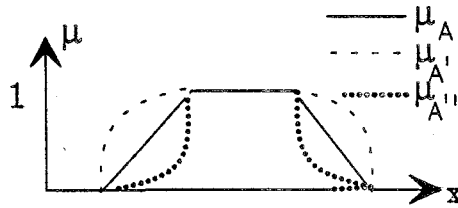


fig. 60 : fonctions d'appartenance de A, A' et A'' au sens de Kaufmann

Pour Levrat [LEV 93], la dilatation et la compression sont simplement définies par une modification de la longueur du noyau et des pentes du transitoire de la fonction d'appartenance. Un exemple est donné figure 61.

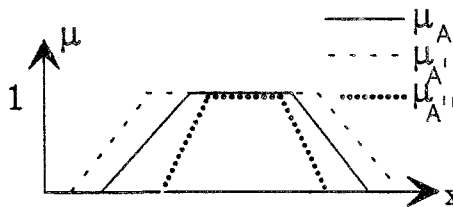


fig. 61 : exemple de dilatation et de compression au sens de Levrat

La description linguistique est une description d'une variable ou d'une situation, par des symboles, ... Tout problème est dans un premier temps analysé afin d'être décrit dans cette symbolique linguistique. En suite, il est traité dans cette symbolique. Et enfin, il est transcrit en valeurs numériques pour rendre utilisable ces résultats.

Le paragraphe suivant présente les méthodes existantes pour traduire une situation dans le domaine symbolique et, inversement, la retranscrire dans le domaine initial.

4.2.4. LE PASSAGE DANS LE DOMAINE SYMBOLIQUE

L'utilisation des termes linguistiques est faite pour mieux se rapprocher du mode de raisonnement de l'être humain. Avant de manipuler ces identités symboliques, une fuzzification ou un nuancement (figure 62) est effectuée. Il transcrit les valeurs numériques souvent imprécises ou incertaines dans une description linguistique.

Le domaine symbolique facilite l'évolution d'un système et permet la prise de décisions. Le résultat de l'étude faite dans ce domaine nécessite la retranscription du système dans le domaine numérique afin de quantifier l'action à donner sur le système ou de donner l'état du système lors d'une prise de décision. Cette retranscription se fait par une défuzzification ou un dénuancement.

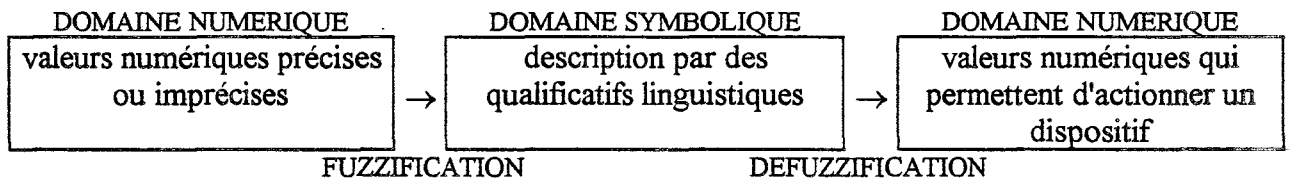


fig. 62 : Le domaine symbolique

4.2.4.1. Le nuancement

La partition floue d'une grandeur d'entrée imprécise peut se faire de deux manières : soit en un ensemble de nombres que l'on appelle la fuzzification numérique, soit en un ensemble de symboles linguistiques que l'on appelle la fuzzification symbolique.

4.2.4.1.1. La fuzzification "numérique"

La fuzzification permet de caractériser de manière numérique l'imprécision que l'on a sur une valeur d'entrée x_0 d'une grandeur X . Elle transforme la valeur x_0 en une partie floue de X . Elle diffère pour une valeur x_0 précise (figure 63) ou pour une valeur x_0 imprécise (figure 64), l'imprécision est donnée par une fonction d'appartenance qui fournit la valeur d'appartenance à l'ensemble X .

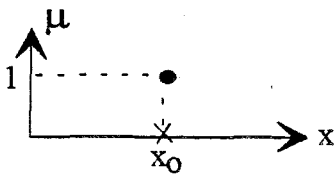


fig. 63 : x_0 est une valeur précise

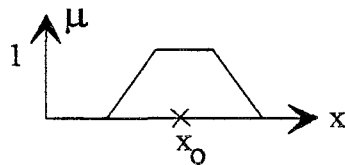


fig. 64 : x_0 est une valeur imprécise

4.2.4.1.2. La fuzzification "symbolique"

La fuzzification symbolique remplace le caractère numérique de la valeur d'entrée x_0 d'une grandeur X par une description linguistique de celle-ci en termes linguistiques que l'on appelle classes de X , par exemple, A_1, A_2, A_3 .

Dans le domaine symbolique, l'espace de variation ou l'univers du discours d'une variable est partagé en qualificatifs linguistiques traduisant les différents états possibles de la

variable. On parle d'espace de variation de la variable quand les données symboliques sont quantifiées. Si elles sont données par une description linguistique, on parle, dans ce cas, de l'univers du discours.

Pour chaque qualificatif ou terme de fuzzification, on définit une fonction d'appartenance sur l'univers du discours. Sa forme et les paramètres des différentes fonctions d'appartenance sont à adapter aux cas particuliers à traiter. L'influence de la forme de la fonction d'appartenance est variable suivant l'application [TEG 94].

4.2.4.2. Le dénuancement

Le rôle de la défuzzification [RUN 93], [YAG 93] consiste à transformer la partie floue qui résulte du traitement appliqué dans le domaine symbolique en une grandeur numérique de commande. Cette procédure compresse fortement l'information obtenue à l'étape précédente.

La défuzzification détermine la valeur de sortie parmi tous les éléments ayant une valeur d'appartenance à différentes classes floues. Deux méthodes sont les plus utilisées : la méthode du centre de gravité et la méthode de la moyenne des maxima.

La méthode du centre de gravité (COG) considère la partie floue d'une classe A_i comme une surface dont on calcule la projection de son centre de gravité sur l'axe horizontal c_{A_i} . Le résultat est donné dans l'équation suivante par la variable "sortie" :

$$\text{sortie} = \frac{\sum_i \mu_{A_i} c_{A_i}}{\sum_i \mu_{A_i}} \quad (69)$$

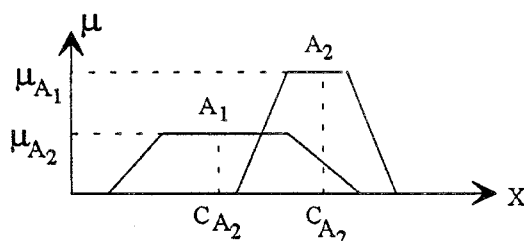


fig. 65 : dénuancement par centre de gravité

4.2.5. LE DOMAINE SYMBOLIQUE OU DOMAINE D'INFERENCE

4.2.5.1. Les propositions

L'inférence transforme, à l'aide d'un jeu de règles, la partie floue issue de la fuzzification en une nouvelle partie floue qui caractérise la sortie du système. Celle-ci peut être faite par une caractérisation numérique par valeurs ou une caractérisation symbolique par classes. Dans tous les cas, les règles sont écrites à partir de propositions reliées par des coordinateurs.

La description linguistique permet de décrire un système. Toute information concernant celui-ci peut se mettre sous forme de propositions. Si cette information sert à décrire des commandes d'action du système, la description va les mettre sous forme de règles floues. Ainsi, l'évolution du système dans le domaine symbolique est régie par les règles floues qui, pour chaque situation donnée, indiquent les actions à réaliser. Elles sont donc composées de propositions (P) qui sont l'énoncé d'un fait, indépendamment de leur nature, et sont susceptibles de recevoir une valeur de vérité qui se traduit par la détermination d'un degré d'appartenance.

On associe donc un lien entre un fait, une proposition et une fonction d'appartenance. Pour la théorie des ensembles classiques, la correspondance entre les éléments se fait de la manière suivante (avec un ensemble R, un sous ensemble A' et x un élément de R) :

si la proposition P associée à x est vraie :

$$x \in A' \subset R \Leftrightarrow \mu_{A'}(x) = 1 \quad (70)$$

si la proposition P associée à x est fausse :

$$x \notin A' \subset R \Leftrightarrow \mu_{A'}(x) = 0 \quad (71)$$

Dans le cas de la théorie des ensembles floues, le lien est donné par les expressions suivantes (avec un ensemble R, un sous ensemble flou A et x un élément de R) :

si la proposition P associée à x est vraie avec un niveau α :

$$x \in A \subset R \Leftrightarrow \mu_A(x) = \alpha ; 0 \leq \alpha \leq 1 \quad (72)$$

si la proposition P associée à x est fausse avec un niveau α ou est vraie avec un niveau $1 - \alpha$:

$$x \notin A \subset R \Leftrightarrow \mu_A(x) = 1 - \alpha ; 0 \leq \alpha \leq 1 \quad (73)$$

Le calcul propositionnel relie plusieurs propositions et donne la valeur de véracité de l'ensemble des propositions. Dans la théorie classique, ce calcul est donné par les tables de vérité où il existe uniquement les valeurs FAUX (0) et VRAI (1). En logique floue, on autorise les degrés de vérité continuellement variables, du FAUX au VRAI, qui est traduit par la fonction d'appartenance, valeur comprise entre 0 et 1.

Pour définir les principales fonctions logiques construites par des propositions on considère : P_1 et P_2 deux propositions, A_1 et A_2 deux sous-ensembles flous inclus dans R. R représente l'univers des discours et x un élément de R.

$P_1(x_i)$ représente la proposition associée à x_i et est relative au sous-ensemble flou A_1 . Il en est de même pour $P_2(x_i)$ qui est relative à A_2 .

Il existe trois liens de proposition qui ont une correspondance directe avec les ensembles :

- La "conjonction floue" ou "T_norme" :

$$P_1(x_i) \Delta P_2(x_i) \text{ est définie à partir de } A_1 \cap A_2 \quad (74)$$

- La "disjonction floue" ou "T_conorme" :

$$P_1(x_i) \nabla P_2(x_i) \text{ est définie à partir } A_1 \cup A_2 \quad (75)$$

- La "négation floue" :

$$\bar{P}_1(x_i) \text{ est défini à partir de } \bar{A}_1 \text{ (le complémentaire de } A_1) \quad (76)$$

Ces liens de proposition sont définis si les opérations d'intersection " \cap ", d'union " \cup " et de complémentarisation " $\bar{}$ " ont un sens pour les fonctions d'appartenance $\mu_{A_1}(x_i)$ et $\mu_{A_2}(x_i)$.

Les symboles Δ , ∇ , $\bar{}$ sont appelés symboles de "coordination" ou plus simplement "coordinateurs". A partir de ces trois coordinateurs de base, il est défini d'autres coordinateurs.

Les coordinateurs flous ont une correspondance avec les coordinateurs classiques. Elles sont données dans le tableau suivant :

coordonateurs classiques	coordonateurs floues
ET	T_norme
OU	T_conorme
NON	négation

Les opérateurs de conjonction ou de disjonction font appel aux T_normes et T_conormes [LEV 93]. Le choix de l'une ou l'autre de ces T_normes ou T_conormes se fait selon les propriétés recherchées. Les opérateurs du min et du max sont les plus utilisés :

$$T_norme : \mu_{A_1 \text{ et } A_2}(x_i) = \min [\mu_{A_1}(x_i) ; \mu_{A_2}(x_i)]$$

$$T_conorme : \mu_{A_1 \text{ ou } A_2}(x_i) = \max [\mu_{A_1}(x_i) ; \mu_{A_2}(x_i)]$$

4.2.5.2. Le mode de raisonnement dans le domaine symbolique

4.2.5.2.1. La règle floue

Une proposition floue est définie à partir d'une variable linguistique notée (E,X,T_E). Elle est exprimée sous la forme "E est A" ou "E est très A". E est la variable linguistique. T_E contient la description linguistique de E composé des classes A, B, C et des modificateurs linguistiques. X correspond à l'univers des discours de E. Ces propositions sont la base des systèmes à règles floues. On peut citer en exemple les propositions suivantes :

- L'angle est bas.
- L'angle est bas et l'intensité un peu grise.
- La distance est très éloignée.

Les règles floues associent les propositions floues à l'aide de coordonneurs. Elles forment le noyau des systèmes d'inférence. En logique floue, les règles floues utilisées sont presque toutes mises sous la forme du SI-ALORS, par exemple :

Si E est A alors U et B.

Si l'angle est bas alors la luminosité est noire.

Dans le deuxième exemple, les variables linguistiques ANGLE et LUMINOSITE sont utilisées. Ces variables peuvent être définies par :

(ANGLE ; [0,360] ; {HAUT, BAS, DROITE, GAUCHE}) ;

(LUMINOSITE ; [0,255] ; {NOIR, SOMBRE, GRIS, CLAIR, BLANC}).

En utilisant cette description linguistique la règle devient :

Si l'ANGLE est "BAS" alors la LUMINOSITE est "NOIR".

A chaque proposition intervenant dans une règle, on associe une fonction d'appartenance qui quantifie la valeur à la règle :

règle floue	Si l'ANGLE est BAS	alors la LUMINOSITE est NOIR
univers du discours	$X \in [0, 360]$	$Y \in [0, 255]$
fonction d'appartenance	$\mu_{\text{BAS}}(x)$	$\mu_{\text{NOIR}}(y)$

4.2.5.2.2. La déduction et le modus ponens généralisé ou l'inférence floue

La déduction linéaire ou classique, qui suit la règle du modus ponens, part de deux antécédents ou prémisses. La première proposition (P_1) exprime un lien causal d'implication entre les deux variables E et U. Ce lien est traduit par un opérateur d'implication. La deuxième proposition (P_2) affirme la vérité sur la variable E. La conséquence sur la variable U est "vrai" si P_1 et P_2 sont "vraies" toutes les deux. Ce schéma de déduction constitue un syllogisme conditionnel. Le symbole " \rightarrow " est le symbole d'implication.

expressions linguistiques	opérateurs
$P_1 : \text{si } E \text{ alors } U$ $P_2 : \text{or } E$	$E \rightarrow U$
conséquences : <i>donc</i> U	$P_1 \text{ et } P_2 : (E \rightarrow U) \text{ et } E$

Dans le modus ponens généralisé aux ensembles flous, la première proposition (P_1) exprime un lien causal de la variable E vers la variable U par une règle floue. La deuxième proposition (P_2) est formulée par une observation de la variable E. La conséquence U est également une proposition floue.

expressions linguistiques	opérateurs
$P_1 : \text{si } E \text{ est } A \text{ alors } U \text{ est } B$ $P_2 : \text{or } E \text{ est } A'$	règle floue : $(E \rightarrow U)$ proposition floue : E
conséquences : <i>donc</i> U est B'	propositions floues : $(E \rightarrow U) \text{ et } E$

décomposition :

règle univers du discours fonction d'appartenance	<i>si E est A</i> X $\mu_A(x)$	<i>Alors U est B</i> Y $\mu_B(y)$
observation univers du discours fonction d'appartenance	<i>E est A'</i> X $\mu_A(x)$	
conclusion univers du discours fonction d'appartenance		<i>U est B'</i> X $\mu_B(y)$

la fonction d'appartenance de $\mu_B(y)$ est obtenue après trois phases de calcul : la règle floue : $E \rightarrow U$, la proposition floue E et les propositions floues : $E \rightarrow U$ et E.

La règle floue décrit la relation floue \mathfrak{R} représentant le lien causal entre les valeurs de E et celles de U à l'aide d'un opérateur d'implication floue.

La proposition floue E résulte de l'observation de E à qui l'on attribue une fonction d'appartenance $\mu_{A'}(x)$.

La proposition floue : $E \rightarrow U$ et E se traduit par :

$$\forall y \in Y ; \mu_{B'}(y) = T[\mu_{A'}(x), \mathfrak{R}(x,y)] \quad (77)$$

où T est l'opérateur de conjonction choisi parmi les familles des T_normes. Il associe une valeur d'appartenance à la classe B' d'après la valeur d'appartenance de l'élément à A. La valeur du degré d'appartenance dépend de E et de la relation qui existe entre les univers des discours de X et de Y.

4.2.5.2.3. Un exemple de calcul de μ_B

Pour illustrer le principe de l'inférence floue, nous donnons un exemple de mode d'inférence qui traduit les propositions P1 et P2 en donnant la conclusion C :

P_1 : *si E est A alors U et B ;*

P_2 : *or E est A' ;*

C : *donc U est B'.*

La première partie de la proposition P_1 "si E est A" correspond au schéma de la figure 66.

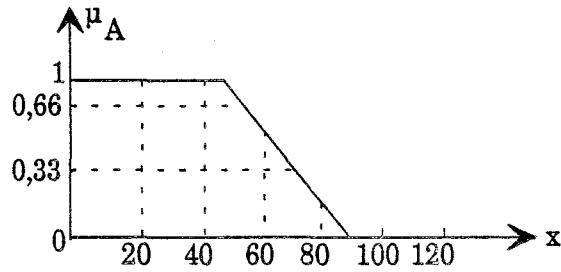


fig. 66 : la première partie de la proposition P₁ : "E est A"

la deuxième partie de la proposition P₁ est donnée dans la figure 67.

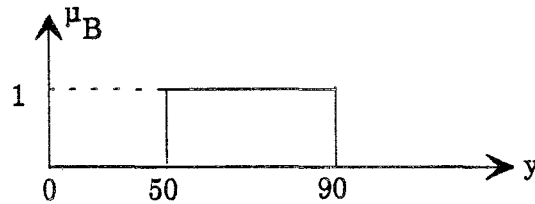


fig. 67 : la deuxième partie de la proposition P₁ : "U est B"

Les règles floues déduites de la proposition P₁ sont, par exemple, les suivantes :

Si E vaut 20 alors U vaut 1 ;

Si E vaut 40 alors U vaut 1 ;

Si E vaut 60 alors U vaut 0,66 ;

Si E vaut 80 alors U vaut 0,33 ;

Si E vaut 100 alors U vaut 0 ;

Si E vaut 120 alors U vaut 0.

L'utilisation des règles floues exprime l'ensemble A sous forme discrète, figure 68.

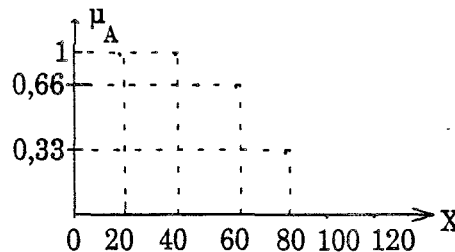


fig. 68 : expression de A sous forme discrète.

La deuxième proposition P₂ est illustrée sur la figure 69. En fait, elle représente l'allure réelle d'une donnée que l'on a idéalisée dans la proposition P₁. Ainsi, on a construit l'ensemble A'.

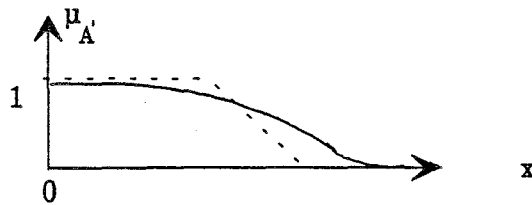


fig. 69 : la proposition P_2

Si la donnée demandée n'est pas contenue dans les règles, il y a interpolation ou extrapolation des règles. Si l'interpolation prise est linéaire, on a comme conclusion une fonction d'appartenance à l'ensemble B' qui est représentée sur la figure 70.

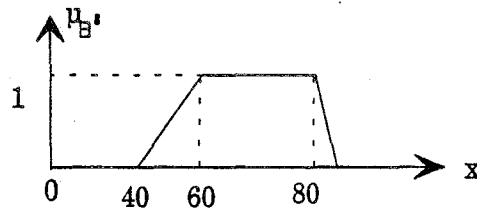


fig. 70 : la fonction d'appartenance de B'

Si on compare le résultat obtenu avec un modèle, on constate que l'utilisation des règles floues apporte une souplesse au niveau du résultat, ils sont plus lissés. C'est cet aspect de robustesse allié à la simplicité de mise en oeuvre qui est la cause du grand succès de cette technique dans l'application faite en commande.

4.2.5.3. Les systèmes flous

On qualifie de système flou tous les systèmes qui évoluent par raisonnement flou en utilisant des règles floues et la déduction par modus ponens. Les règles floues contiennent la loi d'évolution du système. Elles apportent donc au système de la connaissance a priori. L'emploi de ce jeu de règles n'est qu'un mécanisme de décision qui établit une conclusion sur l'action à donner en sortie.

Dans le cas des contrôleurs flous, le jeu de règles minimise l'erreur entre la sortie d'un processus et une consigne. En traitement d'images, les règles floues sont une aide à la décision. Sur l'image, on lit localement la valeur des paramètres et suivant ces valeurs, le système déduit ou influence l'action d'un opérateur qui réalise l'opération recherchée.

L'application la plus répandue utilisant les systèmes flous est celle des contrôleurs flous. Des applications à partir de systèmes flous sont en cours de développement en

traitement d'images. Elles sont détaillées dans le chapitre suivant. Ce sont en effet des systèmes très souples qui donnent un grand choix de possibilité pour élaborer les règles.

Les systèmes flous utilisés en traitement d'images sont déduits de ceux adaptés au contrôle de processus. Nous présentons dans un premier temps, le schéma de principe du contrôleur flou et, dans un deuxième temps, celui utilisé en traitement d'images.

4.2.5.3.1. Les systèmes adaptés au contrôle

Les contrôleurs flous ont presque tous la même structure (figure 71) [FOU 92], [ARA 93]. Ils sont classiquement composés de trois parties : la "fuzzification", un mécanisme de décision et la "défuzzification". La fuzzification est l'étape qui permet de transformer une grandeur mesurée sur le processus en un ensemble flou. Le mécanisme de décision calcule l'ensemble flou associé à la commande. La procédure de calcul dépend du mode de représentation des règles. La défuzzification est l'étape qui transforme l'ensemble flou, obtenu après le mécanisme décision, en une grandeur de commande à appliquer au processus.

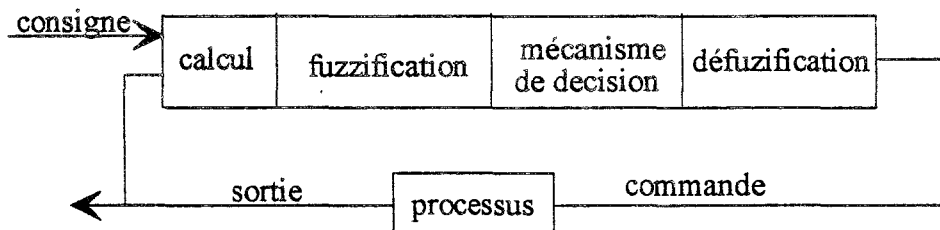


fig. 71 : structure d'un contrôleur flou

La majorité des méthodes de décision des contrôleurs flous reposent sur l'existence d'une famille de règles de la forme SI-ALORS. Pour établir ces règles, plusieurs solutions sont possibles. La méthode la plus utilisée consiste à établir les règles à partir de l'information fournie par des hommes experts dans le domaine de la commande de processus [SUG 85], [TAN 87]. Une autre démarche, usuelle en automatique, consiste à obtenir les règles à partir d'un modèle du processus. On utilise aussi des réseaux de neuro-numériques [KEL 92] ou des algorithmes génétiques [KON 92] pour établir ou pour faire évoluer les règles floues en fonction de la sortie du processus. Dans ce cas, le contrôleur devient adaptatif.

4.2.5.3.2. Les systèmes adaptés au traitement d'images

En traitement d'images, la structure d'un système flou est similaire de celle d'un contrôleur. On retrouve les trois étapes essentielles (figure 72) à savoir la fuzzification, le mécanisme de décision et la défuzzification. Ces étapes correspondent au passage du domaine analogique au domaine symbolique et inversement avec l'application des règles floues. Les entrées du système sont des paramètres lus sur l'image et la sortie une valeur correspondant à la décision recherchée. Les systèmes étudiés travaillent jusqu'à présent en boucle ouverte.

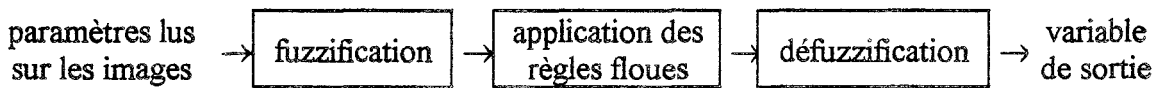


fig. 72 : système flou en traitement d'images

Dans la littérature, on peut distinguer à l'heure actuelle deux systèmes flous en traitement d'images. L'un est utilisé pour la segmentation d'images couleurs et l'autre pour établir une zone d'intérêt dans l'image en vue de sa segmentation. Ces deux systèmes sont présentés dans la partie suivante de ce chapitre contenant la synthèse des méthodes de segmentation utilisant la logique floue.

4.3. LES METHODES DE SEGMENTATION FLOUE

Cette partie présente l'ensemble des méthodes de segmentation utilisant les ensembles flous. Elles se décomposent actuellement en trois familles :

- La première famille contient les méthodes qui identifient des objets par des paramètres géométriques flous.
- La deuxième famille contient toutes les méthodes de classification floue.
- la troisième famille est relative aux méthodes qui utilisent un système flou piloté par des règles floues.

4.3.1. LA SEGMENTATION PAR PARAMETRES GEOMETRIQUES FLOUS

Pour mesurer la qualité d'une image ou la quantité d'information contenue dans celle-ci, il existe des paramètres qui mesurent ces grandeurs [PAL 82 a] tels que "l'index de flou" ou "l'entropie floue".

L'extraction d'objets dans une image se fait à partir de paramètres flous définissant la géométrie des formes de ces objets. La mesure de ces paramètres nécessite, au préalable, la décomposition de l'image en singletons flous.

4.3.1.1. La décomposition de l'image en singletons flous

Pour décomposer une image I, de taille MxN et de niveaux de gris L, en singletons flous, on utilise une fonction d'appartenance F du niveau de gris qui associe à chaque point de l'image un degré d'appartenance μ compris entre 0 et 1. La valeur de ce degré d'appartenance dépend de la forme de la fonction d'appartenance utilisée et de la valeur du niveau de gris du point concerné. Chaque point muni de son degré d'appartenance constitue un singleton flou. Une image se définit comme l'union de ces singletons.

$$I = \bigcup_{xy} \{ \mu(x,y) \} \quad \text{avec } x = 1 \dots M \text{ et } y = 1 \dots N \quad (78)$$

Les fonctions F couramment utilisées [PAL 78] sont la fonction sigmoïde S ou la fonction gaussienne π telles que :

$$\mu(L) = S(L ; a,b,c) \quad \text{ou} \quad \mu(L) = \pi(L ; b,c). \quad (79)$$

Un exemple de fonction sigmoïde est donné figure 73. Elle se note :

$$\begin{aligned} S(L ; a,b,c) &= 0 \text{ si } L \leq a \text{ avec } b = \frac{a+c}{2} \\ &= 2 \left(\frac{x-a}{c-a} \right)^2 \text{ si } a \leq L \leq b \\ &= 1 - 2 \left(\frac{x-a}{c-a} \right)^2 \text{ si } b \leq L \leq c \\ &= 1 \text{ si } L \geq c \end{aligned}$$

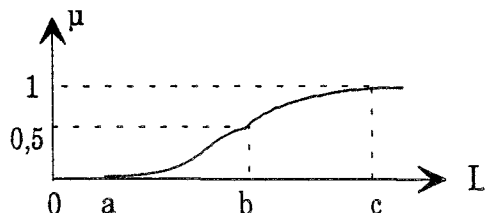


fig. 73 : la fonction $S(L ; a,b,c)$

Un exemple de fonction gaussienne est donné figure 74. Elle se note :

$$\begin{aligned} \pi(L ; b, c) &= S(L ; b-c ; c-\frac{b}{2}, c) ; L \leq c \\ &= 1 - S(L ; c ; c+\frac{b}{2}, c+b) ; L \geq c \end{aligned}$$

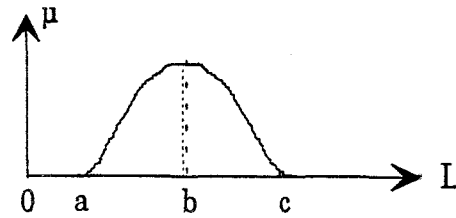


fig. 74 : la fonction $\pi(L ; a, b, c)$

Dans ces études, il est supposé que les objets recherchés sont de couleur claire sur un fond foncé. Si c'est le cas contraire, on applique alors les fonctions $1-S$ ou $1-\pi$.

Ces fonctions S et π associées à des opérateurs de lissage flou permettent de réaliser la détection de contours ou de régions [PAL 83a], [PAL 81b]. Si ces fonctions sont associées à des paramètres géométriques, elles réalisent l'extraction de formes [PAL 90].

4.3.1.2. L'extraction de formes à partir de paramètres géométriques

Les paramètres géométriques flous ont été introduits par Rosenfeld [ROS 84] et complétés par Pal [PAL 89]. Leurs propriétés sont des bons outils d'analyse pour réaliser les traitements : de rehaussement [ROS 88], [PAL 88], de squelettisation d'images [PAL 89] ainsi que l'extraction d'objets [PAL 90]. Les mesures des paramètres géométriques reposent sur la valeur du degré d'appartenance des singletons flous.

Le paramètre donnant l'aire [PAL 88] d'un ensemble flou somme les degrés d'appartenance des singletons flous de l'image. Cette valeur mesure la surface de l'objet pondérée par les degrés d'appartenance, pour les cas continus, elle est notée :

$$a(\mu) = \int \mu \quad (80)$$

et dans le cas d'une image discrète, elle devient :

$$a(\mu) = \sum \mu = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N \mu(x,y) \quad (81)$$

Le périmètre d'un ensemble flou est donné par la somme des longueurs des arcs $A(ijk)$ dont les extrémités sont les points i et j , coupés en k par un axe. Ces longueurs sont pondérées par la différence de degré d'appartenance des points i et j . Si cette différence de degré d'appartenance est nulle, alors, le point est situé à l'intérieur de la région. Plus cette

différence est importante, plus il est proche des frontières de l'objet. Ainsi, la mesure du périmètre correspond à la définition classique connue de l'aire.

$$P(\mu) = \sum_{ij} |\mu_i - \mu_j| \left[\sum_k |A(i,j,k)| \right] \quad (82)$$

Si les points de l'image sont considérés comme des régions homogènes par morceaux et si la longueur des arcs $A(ijk)$ communs à des pixels adjacents sont égales à l'unité, alors la formule du périmètre se simplifie et devient :

$$P(\mu) = \sum_{ij} |\mu_i - \mu_j| \quad (83)$$

La compacité est classiquement donnée par le rapport de l'aire sur le périmètre au carré :

$$\text{comp}(\mu) = \frac{a(\mu)}{[P(\mu)]^2} \quad (84)$$

La compacité donne une indication sur la forme de l'objet. En effet, dans le cas non flou, la compacité maximale est donnée par le cercle et a pour valeur de compacité : $1/4\pi$. Dans le cas d'un disque flou, cette valeur peut-être plus grandes [ROS 79].

La hauteur $h(\mu)$ et la largeur $w(\mu)$ maximisent la taille de l'objet en sommant, suivant les lignes ou les colonnes, les valeurs des degrés d'appartenance les plus grands suivant les colonnes ou les lignes :

$$h(\mu) = \sum_{y=1}^N \max_x [\mu(x,y)] ; \quad w(\mu) = \sum_{x=1}^M \max_y [\mu(x,y)] \quad (85)$$

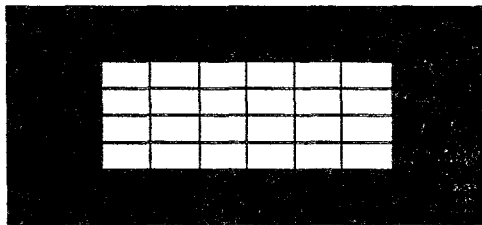
Pal [PAL 89] ajoute un nouveau paramètre : le recouvrement d'aire (IOAC) qui utilise la longueur et la profondeur. La longueur $I(\mu)$ est la valeur la plus grande des degrés d'appartenance que l'on trouve dans les colonnes. La profondeur $b(\mu)$ concerne les lignes. La longueur et la profondeur donnent la dimension maximale de la ligne ou de la colonne. Ces dimensions sont très grandes si l'objet est grand ou si l'objet est très contrasté par rapport au fond de l'image.

$$b(\mu) = \max_y \left[\sum_{x=1}^M \mu(x,y) \right] ; \quad I(\mu) = \max_x \left[\sum_{y=1}^N \mu(x,y) \right] \quad (86)$$

Ce paramètre de recouvrement d'aire est la fraction de l'aire maximale qui est recouverte par la longueur et la profondeur de l'image.

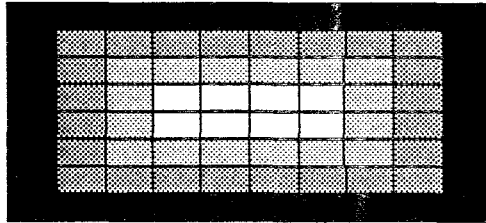
$$\text{IOAC} = \frac{a(\mu)}{I(\mu) \cdot b(\mu)} \quad (87)$$

Dans le cas non flou, cette valeur d'IOAC est maximale et vaut 1 pour les rectangles placés le long des axes de mesure (axes 0x et 0y). Un exemple est donné ci-dessous. Dans le premier cas, nous avons considéré un rectangle aux transitions nettes. Puis, dans le deuxième et troisième cas, nous avons rendu "flou" les transitions en considérant une transition non abrupte en s'étendant sur deux pixels, puis sur trois pixels. Dans chacun des cas, on constate que l'IOAC est d'autant plus grand que la transition est importante. Ce résultat est prévisible car la valeur de l'IOAC s'apparente à celle de la compacité en intensifiant le phénomène de la compacité car les termes du dénominateur sont les valeurs maximales des hauteurs et des largeurs.

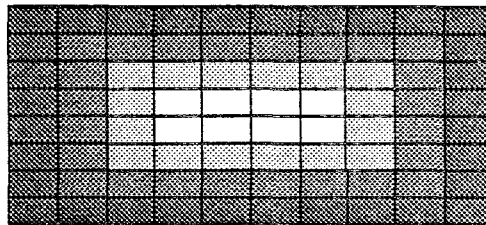


aire floue	$a(\mu) = 24 \times 1 = 24$
longueur	$I(\mu) = 6 \times 1 = 6$
largeur	$b(\mu) = 4 \times 1 = 4$
IOAC	$\text{IOAC} = 24 / 6 \times 4 = 1$

Dans le cas des objets aux contours mal définis, la valeur de l'IOAC est d'autant plus grande que les contours de l'objet sont de moins en moins nets.



aire floue	$a(\mu) = 8 \times 1 + 16 \times 0,5 + 24 \times 0,3 = 23,2$
longueur	$I(\mu) = 4 \times 1 + 2 \times 0,5 + 2 \times 0,3 = 5,6$
largeur	$b(\mu) = 2 \times 1 + 2 \times 0,5 + 2 \times 0,3 = 3,6$
IOAC	$IOAC = 23,2 / 5,6 \times 3,6 = 1,151$



aire floue	$a(\mu) = 8 \times 1 + 16 \times 0,7 + 24 \times 0,5 + 32 \times 0,3 = 40,8$
longueur	$I(\mu) = 4 \times 1 + 2 \times 0,7 + 2 \times 0,5 + 2 \times 0,3 = 7$
largeur	$b(\mu) = 2 \times 1 + 2 \times 0,7 + 2 \times 0,5 + 2 \times 0,3 = 5$
IOAC	$IOAC = 40,8 / 7 \times 5 = 1,166$

Pour réaliser l'extraction de formes à partir des paramètres géométriques [PAL 90], on considère une image où L_{\min} est le niveau de gris minimum de l'image et L_{\max} le niveau de gris maximum. Une fonction $S(L; a, b, c)$ est définie. Elle établit une correspondance biunivoque entre le niveau de gris L et le degré d'appartenance. Elle découpe l'image en singletons flous. Pour chaque valeur du paramètre b variant entre L_{\min} et L_{\max} . On définit de manière unique la nouvelle fonction S qui joue un rôle analogue à une LUT sur l'image par un changement d'échelle de niveau de gris. Il existe autant de plans de singletons flous $\mu(b)$ que de valeurs de b .

L'expérience montre que sur un objet flou, l'IOAC présente des minima locaux (figure 75). Si, sur l'image initiale, on garde le niveau de gris α_i correspondant à un minimum local, on obtient le contour de l'objet. Cette valeur α_i correspond au niveau de gris pour lequel l'objet est le mieux marqué, c'est à dire la transition la plus nette dans le contexte de l'image donnée.

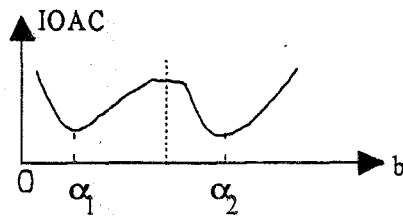


fig. 75 : valeur de l'IOAC en fonction de b

4.3.2. LA CLASSIFICATION FLOUE

La classification est la décomposition d'une population donnée, d'individus ou d'objets, décrite par un ensemble de caractéristiques, en un certain nombre de classes homogènes. En traitement d'images, la réalisation de la segmentation par classification se fait généralement en considérant comme objet chacun des points constituant l'image. Ces méthodes se décomposent en méthodes hiérarchiques ou en méthodes de réallocation.

4.3.2.1. Les méthodes hiérarchiques

Les méthodes hiérarchiques recherchent des partitions de l'ensemble des objets à classer sous forme d'une hiérarchie [LER 81]. Lorsque cette hiérarchie est ascendante, les méthodes sont appelées "méthodes agglomératives", car la classification procède par agglomération successive des objets. Les méthodes dites "divisibles" génèrent une hiérarchie descendante par division successive des classes en objets. La partition de Voronoï [CHAS 91], [HU 89] ou les quadtree en font partie.

Le principe de ces méthodes repose sur une mesure de similarité et de règles de calcul déterminant ces similarités entre les différentes classes. Ces règles s'appuient sur les objets contenus dans ces classes.

La hiérarchie des différentes classes obtenues est mise sous forme d'arbre. Un niveau donné représente une partition plus ou moins fine de l'ensemble des objets. La constitution des classes ne nécessite pas la connaissance a priori du nombre de classes à former.

4.3.2.2. Les méthodes de réallocation

Les méthodes de réallocation génèrent une partition optimale d'un ensemble d'objets en un nombre déterminé de classes. Ces méthodes dites supervisées sont constituées de trois étapes. La première est la généralisation d'une configuration initiale (partition ou centre des

classes). Ensuite, l'allocation des objets aux classes les plus proches se fait selon un critère de proximité donné. Puis, la détermination des nouveaux représentants des classes est établie.

Les algorithmes les plus connus sont "les K-means" [MAC 67], "les centres mobiles ISODATA" [MAL 65], [BAL 67], [BAL 70] et "les nuées dynamiques" [DID 72]. Une méthode utilisant les ISODATA a été utilisée pour segmenter le ventricule gauche dans des images de scintigraphie [BOU 93a].

Les méthodes procédant à une partition en classes disjointes des objets ne correspondent pas toujours à la structure réelle des données. Belman [BEL 66] envisage la classification en classes non disjointes en utilisant la théorie des ensembles flous. Ruspini [RUS 69] développe le premier algorithme où les objets ont un taux d'appartenance à une classe sous forme de pseudo-probabilité. Plus tard, Dunn [DUN 73] adapte la méthode de réallocation Isodata [BAL 67] à la classification floue de l'algorithme "Fuzzy Isodata". Cet algorithme repose sur l'optimisation d'un critère quadratique, et génère des partitions non-disjointes à variance minimale intra-groupe. Bezdek [BEZ 73] généralise les travaux de Dunn et définit une famille d'algorithmes itératifs de classification floue, les "Fuzzy C-Means" qui sont une extension de la classification par les k-Means [MAC 67]. Des extensions ont été faites sur ces algorithmes afin de réduire le temps de calcul [CAN 86a], [SEL 84], [GUS 79].

4.3.2.3.L'algorithme Fuzzy C-Means ou FCM

L'algorithme FCM établit une classification de n objets en c classes ($2 \leq c \leq n$) où les objets x_k ont une valeur d'appartenance μ_k aux c classes (pseudo probabilité) ; ce qui donne une classification en classes non-disjointes.

Le paramètre m représente "le facteur de flou", sa valeur doit être comprise dans l'intervalle $[1, +\infty[$. Elle est fixée au préalable dans la phase d'initialisation de l'algorithme. Il est montré que le facteur de flou m doit prendre une valeur comprise entre 1,5 et 2. Une valeur trop proche de 1 tend à générer une partition binaire. Une valeur élevée de m donne une équipartition des classes.

Soit X un ensemble fini d'objets. $X = \{x_1, \dots, x_k, \dots, x_n\}$; x_k est un vecteur de dimension p si l'objet est caractérisé par p paramètres.

Soit μ_{ik} le degré d'appartenance de l'objet k à la classe i , $\mu_{ik} \in [0, 1]$ et $U = [\mu_{ik}]$ est la matrice de la partition de l'ensemble X en c classes non disjointes si ses éléments μ_{ik} satisfont aux trois conditions suivantes :

- le degré d'appartenance à une classe est compris entre 0 et 1 :

$$\mu_{ik} \in [0, 1] \quad (88)$$

- les valeurs d'appartenance du point k aux c classes i doit valoir 1 :

$$\sum_{i=1}^c \mu_{ik} = 1 \quad (89)$$

- pour une classe donnée i , la somme de l'appartenance des k éléments est inférieure à n :

$$0 < \sum_{k=1}^n \mu_{ik} < n \quad (90)$$

Pour avoir une partition disjointe, il ne faut pas que tous les éléments à classer soient déterministes dans une classe, c'est à dire que tous les degrés d'appartenance valent 1.

Soit E_{cn} l'espace des matrices réelles de dimension c sur n , la matrice de la partition U appartient à E_{cn} . Soit M_{fc} l'espace des partitions floues de X en c classes non disjointes que l'on note par l'ensemble de l'espace des matrices muni des propriétés de la partition floue en classes non disjointes :

$$M_{fc} = \{U \in E_{cn} / \forall i \forall k \mu_{ik} \in [0, 1]; \forall k \sum_{i=1}^c \mu_{ik} = 1; \forall i 0 < \sum_{k=1}^n \mu_{ik} < n\} \quad (91)$$

Soit $v = [v_i]$ le vecteur des centres v_i des c classes et d_{ik} une distance entre l'objet x_k et le centre v_i de la classe i . La distance la plus couramment utilisée est la distance euclidienne donnée par :

$$(d_{ik})^2 = (x_k - v_i)^T (x_k - v_i) \quad (92)$$

Soit J_m la famille de critères de classification qui varie en fonction du facteur de flou m .

$$J_m(U, v) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (\mu_{ik})^m (d_{ik})^2. \quad (93)$$

J_m représente la somme pondérée des écarts quadratiques intra-classes. La minimisation de J_m correspond à l'optimisation de la classification.

ε est le seuil de convergence et I_k l'ensemble des classes x_i ne contenant aucun objet. x_k et j_k sont complémentaires :

$$I_k = \{i ; 1 \leq i \leq c / d_{ik} = 0\}. \quad (94)$$

Le choix de la fonction du calcul de $v_i^{(t)}$ et de $\mu_{ik}^{(t)}$ est fait de telle sorte que la fonction $J_m(U, v)$ soit minimale.

L'algorithme itératif FCM se décompose en trois étapes.

La première étape est l'initialisation des paramètres qui sont les éléments suivants : le nombre c de classes, le facteur de flou m , le seuil de convergence ε , une appartenance initiale à chacune des classes $U^{(0)}$ et une mesure de similarité. Par exemple :

$$\|U^{(t)} - U^{(t-1)}\| \leq \varepsilon. \quad (95)$$

La deuxième étape est le calcul des différentes grandeurs qui sont :

- le centre $v_i^{(t)}$ des c classes :

$$v_i^{(t)} = \frac{\sum_{k=1}^n [\mu_{ik}^{(t-1)}]^m x_k}{\sum_{k=1}^n [\mu_{ik}^{(t-1)}]^m} \quad (96)$$

- les distances $d_{ik}^{(t)}$ des points k au centre i des classes :

$$(d_{ik}^{(t)})^2 = (x_k - v_i^{(t)})^T (x_k - v_i^{(t)}) \quad (97)$$

- la partition $U^{(t)} = [\mu_{ik}]$ avec la valeur d'appartenance :

$$\text{si } I_k = \emptyset \quad \mu_{ik}^{(t)} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left[\frac{d_{ik}^{(t)}}{d_{jk}^{(t)}} \right]^{2(m-1)}} \quad (98)$$

$$\text{si } I_k \neq \emptyset \quad \mu_{ik} = 0 \quad (99)$$

Dans le cas où $I_k \neq \emptyset$, on a $\forall i \in j_k ; \sum_{k=1}^n \mu_{ik} = 1$, la partition devient disjointe.

La troisième étape est le critère de fin d'itération par comparaison de $U^{(t)}$ à $U^{(t-1)}$. Si :

$$||U^{(t)} - U^{(t-1)}|| \leq \varepsilon \quad (100)$$

est vérifié, c'est la fin de l'algorithme, sinon il est itéré.

L'étape de classification rassemble les points de l'image qui ont le plus de caractéristiques communes mais ne conduit pas à la segmentation de l'image. Il faut encore mettre en évidence les contours. Cette opération de mise en évidence des contours est appelée défuzzification car elle établit une décision à partir des résultats de la dernière étape des traitements. Le procédé le plus simple de défuzzification [BOM 91], [LEV 89a] consiste à binariser la partition floue en effectuant un seuillage pour obtenir une partition de l'image en c régions. Pour conserver le maximum d'informations, il est effectué une partition floue de l'ensemble des pixels en deux classes non-disjointes : les contours et le reste de l'image.

L'opérateur de détection des variations d'appartenance CONT est développé par Levrat [LEV 89a] à partir des travaux effectués sur la détection de contours sur les images couleurs [HUN 85b] et est repris par Bombardier [BOM 91]. Ils utilisent la partition issue de l'étape de classification et un opérateur original de détection des variations d'appartenance dans le voisinage spatial des pixels.

Le principe du détecteur réside dans le fait que l'amplitude du contour en un point donné est représentée par le maximum de variation entre le degré d'appartenance du pixel et de ses voisins. Cette variation est calculée dans la classe où le degré d'appartenance du pixel considéré est maximal.

L'opérateur CONT est exprimé par la relation :

$$\text{CONT}(x_k) = \mu_{\text{contour}}(x_k) = \max_{j \in Q} \{ \mu_{tk} - \mu_{tj} \} \quad (101)$$

où - x_k est le pixel considéré,

- Q l'ensemble des pixels voisins

- t la classe où N_{tk} est maximum : $t = \max \{ \mu_{ik} \}$ pour $2 \leq i \leq c \forall k \in X$

L'opérateur CONT est uniquement adapté à la détection des discontinuités d'ordre 0, contour en escalier et non à la discontinuité d'ordre 1 (contour en toit) car le nombre de pixels appartenant au sommet du pic est insuffisant pour former une classe. Cet opérateur est performant sur des contours de faible gradient. Il est indépendant de l'amplitude du niveau de gris. Le résultat de l'opérateur sur un contour bruité est exploitable si le bruit n'implique pas pour certains pixels un changement de classe. L'expérience montre que trois classes donnent des résultats satisfaisants.

Une variante de cet opérateur CONT1 ne prend pas en compte le maximum des variations des degrés d'appartenance dans la classe considérée, mais la moyenne de ces variations :

$$\text{CONT1} = \frac{1}{\text{card}(Q)} \sum_{j \in Q} (\mu_{tk} - \mu_{tj}) \quad (102)$$

Cet opérateur présente les mêmes avantages que l'opérateur CONT mais en plus, il donne une réponse plus douce et plus lisse. Ainsi, il est moins sensible aux variations brusques du bruit. Les contours détectés sont donc plus fins et moins saturés.

L'utilisation d'opérateurs flous ou de la classification floue permettent de détecter des objets dont les contours sont mal définis mais ne permettent pas d'apporter de l'information supplémentaire. Dans le paragraphe suivant, nous étudions les systèmes flous et nous montrons comment de l'information complémentaire peut être apportée dans l'image par l'intermédiaire de règles floues.

4.3.3. LES SYSTEMES FLOUS

Dans le chapitre précédent concernant la présentation des systèmes flous, nous avons défini la structure des systèmes flous utilisés en traitement d'images. Deux applications sont développées sur ce principe. L'une est adaptée à la segmentation d'images couleurs et l'autre à la détermination d'une zone d'intérêt dans une image en vue de sa segmentation. Nous détaillons ces applications.

4.3.3.1. Système flou de segmentation d'images couleurs

Les informations utilisées pour segmenter les images couleurs [CAR 94] sont composées du triplet T (teinte), L (luminance) et S (saturation). Cette information est lue sur chacun des points de l'image. La Teinte est ce que l'on désigne habituellement par la couleur, la Luminance représente l'intensité de cette couleur et la Saturation mesure son degré de pureté.

La technique de base retenue est une segmentation par croissance itérative de régions. Un masque en L de trois pixels est utilisé pour constituer les régions homogènes. Ces régions sont construites en étudiant la possibilité d'agrégation des pixels du masque pris deux à deux. Le critère d'agrégation est établi sur l'homogénéité qui existe entre deux points. S'ils sont homogènes, ils appartiennent à la même région, sinon il y a formation d'une nouvelle région. Le balayage de l'image par le masque L est itéré afin d'associer entre elles les différentes régions créées à l'itération précédente.

4.3.3.1.1. La description symbolique

Pour réaliser ce système, il est utilisé trois variables qui se définissent par les séries suivantes :

$$\begin{aligned} &(\text{SATURATION}, [0, 255], \{\text{GRIS}, \text{PASTEL-FAIBLE}, \text{PASTEL-FORT}, \text{PURE}\}); \\ &(\Delta L, [0, 255], \{\Delta L\text{-PETIT}, \Delta L\text{-MOYEN}, \Delta L\text{-GRAND}\}); \\ &(\Delta T, [0, 255], \{\Delta T\text{-PETIT}, \Delta T\text{-MOYEN}, \Delta T\text{-GRAND}\}) \quad (103) \end{aligned}$$

ΔL et ΔT représentent la différence de Luminosité et de Teinte entre deux points du masque en L :

$$\Delta L = |L_1 - L_2| \quad \text{et} \quad \Delta T = |T_1 - T_2| \quad (104)$$

Le système flou (figure 76) a en données d'entrée les caractéristiques de deux points du masque, à savoir : les saturations S_1 et S_2 , la variation de la Luminance ΔL et la variation de la Teinte ΔT . La sortie du système indique si les deux points sont homogènes. L'obtention de la décision se fait par deux moteurs d'inférence ou jeu de règles.

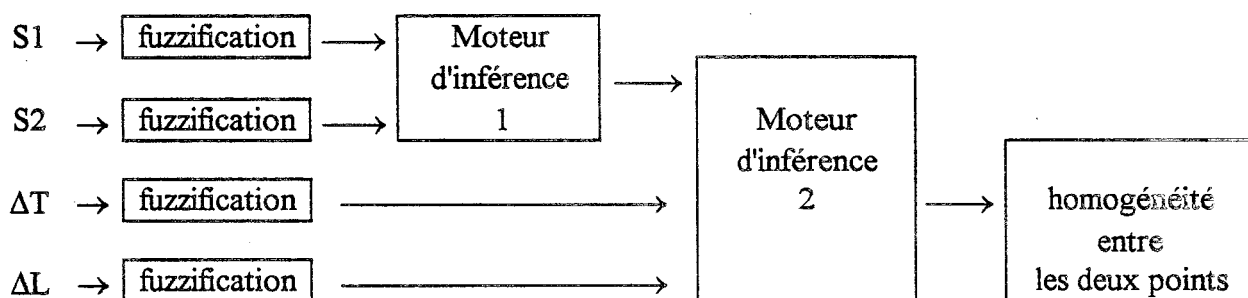


fig. 76 : le système flou du calcul homogénéité

Le premier moteur d'inférence établi à l'aide des saturations S_1 et S_2 donne la prédominance qui existe entre la composante Luminance ou Teinte. Un prédicat P d'homogénéité entre les trois composantes T, L et S est construit à partir de la prédominance entre les deux composantes. La construction de ce prédicat résulte d'une analyse faite entre les trois composantes.

Les composantes T, L et S dérivent des composantes R, V et B. Dans une image, chaque pixel peut théoriquement être caractérisé par une Teinte sauf s'il y a égalité entre les composantes $R = V = B$. La Teinte est un attribut plus stable que l'intensité vis à vis des variations d'éclairage. La Teinte est peu modifiée par des phénomènes d'ombre. Lorsque la saturation est faible, l'information Teinte est inexistante. La saturation est une grandeur qui quantifie la pertinence de l'information de la Teinte.

La construction du prédicat P repose sur la pertinence de la Teinte :

- Si la Teinte n'est pas pertinente et la Saturation est faible, le prédicat sera essentiellement composé de l'information liée à la Luminance.
- Si la Saturation est forte et la Teinte est pure et pertinente, le prédicat sera essentiellement composé de l'information liée à la Teinte.
- Si la Saturation a un niveau intermédiaire et la pertinence de la Teinte est moyenne, le prédicat contiendra les grandeurs liées à la Teinte et à la Luminance.

Il est défini un indice de pertinence de la Teinte α qui se construit à partir de la valeur de la Saturation (figure 77).

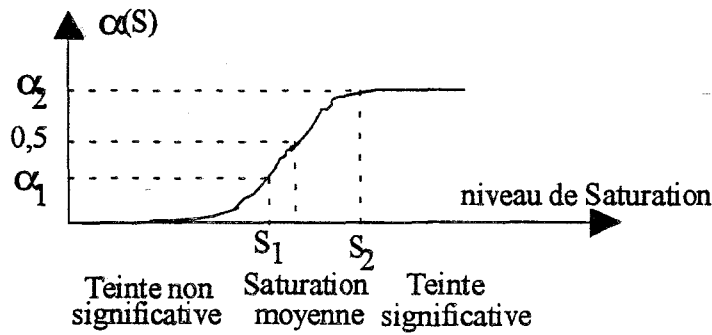


fig. 77 : pertinence de la teinte

La construction du prédicat P consiste à pondérer de manière antagoniste la valeur de la Teinte et de la Luminance. Ainsi, pour deux pixels noté 1 et 2, distants en Teinte de $\Delta T(T_1, T_2) = ||T_1 - T_2||$ et en Luminance de $\Delta L(L_1, L_2) = ||L_1 - L_2||$, le prédicat P est donné par l'expression :

$$P = \sqrt{\alpha_1 \alpha_2} \Delta T + (1 - \sqrt{\alpha_1 \alpha_2}) \Delta L. \quad (105)$$

ou α_1 et α_2 sont la pertinence de teinte des points 1 et 2

La description du prédicat est faite pour des valeurs de Saturation définies numériquement et non symboliquement. Pour définir symboliquement le prédicat de pertinence P, on établit la série floue MOTEUR définie par les classes :

$$\{LUM, LUM-tei, LUM-TEI, lum-TEI, TEI, SEP\} \quad (106)$$

La correspondance entre la signification d'une classe et son action sur le système est établie de la manière suivante :

- LUM utilise uniquement la Luminance.
- LUM-tei favorise la Luminance
- LUM-TEI utilise la Luminance et la Teinte.
- lum-TEI favorise la Teinte.
- TEI utilise uniquement la Teinte.
- SEP sépare les deux pixels.

4.3.3.1.2. Le premier moteur d'inférence

Le prédicat P s'exprime de manière symbolique par des règles que l'on applique suivant les valeurs des variations de saturation S_1 et S_2 (figure 78).

S2 / S1	GRIS	PASTEL-FAIBLE	PASTEL-FORT	PURE
GRIS	LUM	LUM	SEP	SEP
PASTEL-FAIBLE	LUM	LUM-tei	LUM-TEI	SEP
PASTEL-FORT	SEP	LUM-TEI	LUM-TEI	lum-TEI
PURE	SEP	SEP	lum-TEI	TEI

fig. 78 : Choix de la règle suivant les valeurs des variables de saturation

La valeur du degré d'appartenance à chacune des classes se fait suivant les relations :

$$\mu_{LUM}(S_1, S_2) = \mu_{GRIS}(S_1) \times \mu_{GRIS}(S_2) + \mu_{GRIS}(S_1) \times \mu_{PASTEL_FAIBLE}(S_2) \\ + \mu_{PASTEL_FAIBLE}(S_1) \times \mu_{GRIS}(S_2)$$

$$\mu_{LUM_tei}(S_1, S_2) = \mu_{PASTEL_FAIBLE}(S_1) \times \mu_{PASTEL_FAIBLE}(S_2)$$

$$\mu_{LUM_TEI}(S_1, S_2) = \mu_{PASTEL_FORT}(S_1) \times \mu_{PASTEL_FAIBLE}(S_2) + \mu_{PASTEL_FAIBLE}(S_1) \\ \times \mu_{PASTEL_FORT}(S_2) + \mu_{FORT}(S_1) \times \mu_{FORT}(S_2)$$

$$\mu_{lum_TEI}(S_1, S_2) = \mu_{PURE}(S_1) \times \mu_{PASTEL_FORT}(S_2) + \mu_{PASTEL_FORT}(S_1) \times \mu_{PURE}(S_2)$$

$$\mu_{TEI}(S_1, S_2) = \mu_{PURE}(S_1) \times \mu_{PURE}(S_2)$$

$$\mu_{LLM}(S_1, S_2) = 1 - \mu_{LUM}(S_1, S_2) - \mu_{LUM_tei}(S_1, S_2) - \mu_{LUM_TEI}(S_1, S_2) - \mu_{lum_TEI}(S_1, S_2) \\ - \mu_{TEI}(S_1, S_2)$$

4.3.3.1.3. Le deuxième moteur d'inférence

Le deuxième moteur d'inférence a en entrée l'information de variation de Luminance ΔL et la variation de Teinte ΔT pondérée par le résultat du premier moteur d'inférence qui donne la prédominance d'une composante par rapport à l'autre. La conclusion de ce deuxième moteur d'inférence est l'homogénéité ou la non-homogénéité des deux points dont la Saturation est S_1 et S_2 et dont la différence de Luminance est ΔL et la différence de Teinte ΔT . Le tableau figure 79 donne un exemple de possibilité d'inférence entre les symboles obtenus lors du calcul des distances de Teinte et de Luminance. Le choix des zones homogènes est fait suivant le critère d'une faible variation de Luminance.

$\Delta T / \Delta L$	ΔTEI -PETIT	ΔTEI -MOYEN	ΔTEI -GRAND
ΔLUM -PETIT	HOMOGENE	HOMOGENE	HOMOGENE
ΔLUM -MOYEN	NON-HOMOGENE	NON-HOMOGENE	NON-HOMOGENE
ΔLUM -GRAND	NON-HOMOGENE	NON-HOMOGENE	NON-HOMOGENE

fig. 79 : Conclusion des règles du deuxième moteur d'inférence

La sortie du système flou donne la décision de l'agrégation des deux pixels à une même région ou bien la création d'une nouvelle région. Cette défuzzification se fait par

l'intermédiaire de l'opérateur MAX que l'on applique sur les degrés d'appartenance μ_{HOMOGENE} et $\mu_{\text{NON_HOMOGENE}}$ de la sortie du deuxième moteur d'inférence :

$$\text{MAX} (\mu_{\text{HOMOGENE}} ; \mu_{\text{NON_HOMOGENE}}).$$

Cette méthode de segmentation en région homogène est spécifique aux images couleurs. Elle semble élevée en coût de calcul car elle est itérative. Après avoir déterminé l'homogénéité des pixels, on calcule l'homogénéité des régions contiguës. De plus, elle demande au préalable la conversion des plans R, V et B en plans T, L, et S.

4.3.3.2. Le système flou de détermination d'une zone d'intérêt dans une échocardiographie

Afin d'augmenter la rapidité des algorithmes de détection de contours, il est intéressant de déterminer en pré-traitement une zone d'intérêt dans l'image. Feng [FEN 91] décrit un principe de détermination de zone d'intérêt élaboré à partir d'un système utilisant la logique floue. La zone d'intérêt est, en fait, une estimation de la position du contour de l'objet. L'étendue de la zone d'intérêt va varier suivant la confiance que l'on a de cette estimation. Cette méthode est adaptée aux images échographiques prises dans des plans parasternaux car elle tient compte des parties anatomiques visible du coeur (épaisseur de la paroi) dans ce plan de coupe.

La méthode de recherche de la zone d'intérêt se décompose en plusieurs étapes. La première est la description symbolique du système, la deuxième est l'élaboration des règles, la troisième est l'estimation de la frontière de l'objet, la dernière est celle de l'établissement de la zone d'intérêt.

4.3.3.2.1. La description symbolique

La détection de la frontière est réalisée sur un principe de lancer de rayons dont le centre est celui de l'objet. L'angle θ est celui formé par le rayon et un axe de référence situé sur la verticale descendante partant du centre.

En terme de flou, la variable angle notée $\tilde{\theta}$ se traduit par le triplet :

$$(\tilde{\theta} ; [0 ; 360] ; \{\text{BAS, DROITE, HAUT, GAUCHE}\}) \quad (107)$$

Par exemple, pour $\theta = 320^\circ$, la représentation de l'ensemble flou $\tilde{\theta}$ se met sous la forme d'appartenance à chacune des classes :

$$\tilde{\theta} = \{ \mu_{\text{bas}}(320)/\text{BAS} ; \mu_{\text{droite}}(320)/\text{DROITE} ; \mu_{\text{haut}}(320)/\text{HAUT} ; \mu_{\text{gauche}}(320)/\text{GAUCHE} \} \quad (108)$$

ou sous la forme matricielle :

$$\tilde{\theta} = [0,67 \ 0,00 \ 0,00 \ 0,33] \quad (109)$$

La variable niveau de gris est définie par le triplet :

$$(\text{NDG} ; [0 ; 255] ; \{ \text{NOIR, SOMBRE, GRIS, CLAIR} \}). \quad (110)$$

Les centroïdes, valeurs correspondant aux valeurs médianes des fonctions d'appartenance des classes, s'exprime par :

$$c_{\text{NOIR}} = 10 ; c_{\text{SOMBRE}} = 70 ; c_{\text{GRIS}} = 150 ; c_{\text{BLANC}} = 240. \quad (111)$$

4.3.3.2. Les règles floues

les règles floues, qui par la suite vont constituer une base de connaissances pour le système, expriment les relations existantes entre les variables linguistiques $\tilde{\theta}$ et NDG. Pour estimer la position de la paroi épocardiaque, il faut avoir les caractéristiques de celle-ci. Ainsi, on considère la variation du niveau de gris de part et d'autre de la paroi. Pour ce faire, il est pris en compte sur chaque rayon deux fenêtres (figure 80) autour du point contour, l'une située à l'intérieur (fenêtre intérieure) de la cavité et l'autre à l'extérieur (fenêtre extérieure) et il est relevé dans celles-ci les différents niveaux de gris. On obtient ainsi des relations entre le niveau de gris et l'angle θ .

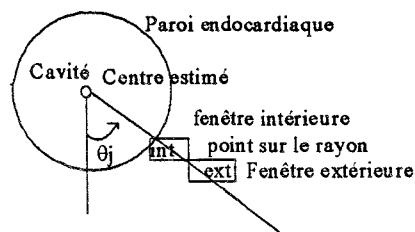


fig. 80 : Principe de mesure des niveaux de gris.

Les règles floues en SI- ALORS sont déduites de ces connaissances. Elles expriment les relations qui existent entre la position et le niveau de gris.

SI $\tilde{\theta}$ est vers le BAS ALORS NDG change du GRIS au CLAIR.

SI $\tilde{\theta}$ est vers la DROITE ALORS \tilde{NDG} change du TRES NOIR vers le NOIR et GRIS.

SI $\tilde{\theta}$ est vers le HAUT ALORS \tilde{NDG} change du NOIR vers le GRIS.

SI $\tilde{\theta}$ est vers la GAUCHE ALORS \tilde{NDG} change du TRES NOIR vers le NOIR et GRIS.

Les valeurs quantifiées données pour chaque direction correspondent au niveau de gris des fenêtres intérieure et extérieure. Ces valeurs sont proportionnelles aux nombres de points dont l'intensité est plus proche d'un centroïde que d'un autre. Dans ce cas, les règles floues sont les suivantes :

SI $\tilde{\theta}$ est BAS ALORS le \tilde{NDG} change de 0,7/ BLANC + 0,2/ GRIS 0,1/ SOMBRE
+0,0/ NOIR pour 1,0/ BLANC + 0,0/ GRIS 0,0/ SOMBRE +0,0/ NOIR

et SI $\tilde{\theta}$ est DROITE le \tilde{NDG} change de 0,0/ BLANC + 0,0/ GRIS 0,3/ SOMBRE +0,7/
NOIR
pour 0,0/ BLANC + 0,2/ GRIS 0,4/ SOMBRE +0,4/ NOIR

et SI $\tilde{\theta}$ est HAUT ALORS le \tilde{NDG} change de 0,0/ BLANC + 0,2/ GRIS 0,4/ SOMBRE
+0,5/ NOIR pour 0,0/ BLANC + 0,3/ GRIS 0,6/ SOMBRE +0,1/ NOIR

et SI $\tilde{\theta}$ est GAUCHE ALORS le \tilde{NDG} change de 0,0/ BLANC + 0,0/ GRIS 0,3/ SOMBRE
+0,7/ NOIR pour 0,0/ BLANC + 0,1/ GRIS 0,4/ SOMBRE +0,5/ NOIR

Ces règles sont écrites sous forme de matrices d'intensités K_1 pour l'intérieur et K_2 pour l'extérieur. Chaque colonne représente une classe du niveau de gris et chaque ligne une classe de la variable angle.

$$K_1 = \begin{bmatrix} 0,7 & 0,2 & 0,1 & 0,0 \\ 0,0 & 0,0 & 0,3 & 0,7 \\ 0,0 & 0,1 & 0,4 & 0,5 \\ 0,0 & 0,0 & 0,3 & 0,7 \end{bmatrix} ; K_2 = \begin{bmatrix} 1,0 & 0,0 & 0,0 & 0,0 \\ 0,0 & 0,2 & 0,4 & 0,4 \\ 0,0 & 0,3 & 0,6 & 0,1 \\ 0,0 & 0,1 & 0,4 & 0,5 \end{bmatrix} \quad (112)$$

4.3.3.2.3. La base de connaissances

Les relations entre l'angle et le niveau de gris constituent la connaissance du système. Ces connaissances sont utilisées pour calculer les prédictions du changement d'intensité via le raisonnement flou.

Soit \tilde{I}_1 et \tilde{I}_2 deux nouvelles variables du changement d'intensité respectivement de l'intérieur et de l'extérieur. Elles sont obtenues par composition des relations de l'angle et

des matrices intensités. En effet, $\tilde{\theta}$ est une relation dans $\theta \times \text{NDG}$ et K_1 ou K_2 une relation de $\text{NDG} \times \theta$.

$$\tilde{I}_1 = \theta \circ K_1 \text{ et } \tilde{I}_2 = \theta \circ K_2 \quad (113)$$

Par exemple pour un angle θ de 320 degrés, les valeurs des changements d'intensité sont les suivantes :

$$\tilde{I}_1(320) = \tilde{\theta}(320) \circ K_1 = [0,67 \ 0 \ 0 \ ,33] \circ \begin{bmatrix} 0,7 & 0,2 & 0,1 & 0,0 \\ 0,0 & 0,0 & 0,3 & 0,7 \\ 0,0 & 0,1 & 0,4 & 0,5 \\ 0,0 & 0,0 & 0,3 & 0,7 \end{bmatrix} \quad (114)$$

$$\tilde{I}_1(320) = \left[\max \begin{Bmatrix} 0,47 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{Bmatrix} \max \begin{Bmatrix} 0,13 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{Bmatrix} \max \begin{Bmatrix} 0,07 \\ 0 \\ 0 \\ 0,1 \end{Bmatrix} \max \begin{Bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0,23 \end{Bmatrix} \right] \quad (115)$$

$$\tilde{I}_1(320) = \{0,47 / \text{BLANC} ; 0,13 / \text{GRIS} ; 0,1 / \text{SOMBRE} ; 0,23 / \text{NOIR}\} \quad (116)$$

La défuzzification des deux séries floues \tilde{I}_1 et \tilde{I}_2 se fait par calcul du centre de gravité. On obtient ainsi deux nombres réels g_1 et g_2 . Le terme \tilde{I}_{1j} correspond à la j^{ième} classe de la série floue \tilde{I}_1 . Il en est de même pour \tilde{I}_{2j} . Le centroïde c_j est le centroïde de la j^{ième} classe. Les nombres g_1 et g_2 sont obtenus à l'aide des relations :

$$g_1 = \frac{\sum_{j=1}^4 \tilde{I}_{1j} c_j}{\sum_{j=1}^4 \tilde{I}_{1j}} \quad ; \quad g_2 = \frac{\sum_{j=1}^4 \tilde{I}_{2j} c_j}{\sum_{j=1}^4 \tilde{I}_{2j}} \quad (117)$$

4.3.3.2.4.L'estimation de la position de la frontière

La paroi épocardiaque est détectée en essayant de retrouver sur une échocardiographie les mêmes caractéristiques que celles contenues dans la base de connaissances. A chaque mesure faite, on affecte un degré de compatibilité donnant la ressemblance entre la mesure et la base de connaissances.

La mesure de l'intensité se fait de la même manière que pour le modèle, c'est-à-dire par relevé de la valeur de l'intensité moyenne dans les deux fenêtres pour chaque point le long des rayons. On suppose que le point considéré sur le rayon est le point frontière. On

mesure x_1 l'intensité dans la fenêtre orientée vers l'intérieur et x_2 le point dans la fenêtre orientée vers l'extérieur de la cavité.

Les mesures d'intensité x_1 et x_2 sont comparées, pour une même direction θ_j , aux valeurs de la base de connaissances par une fonction d'appartenance de forme trapézoïdale centrée sur les valeurs de la base de connaissances.

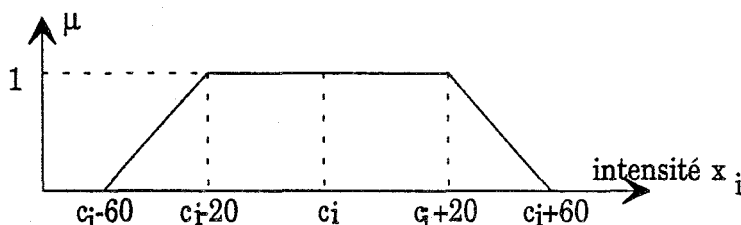


fig. 81 : degré de compatibilité avec la base de connaissances

Pour chaque point étudié, on obtient deux valeurs c_1 et c_2 de ressemblance avec la base de connaissances. La valeur retenue sera la valeur maximale :

$$\mu = \max[c_1 ; c_2] \quad (118)$$

4.3.3.2.5. La zone d'intérêt

Il se peut que pour une direction θ_j donnée, il y ait plusieurs points avec une valeur de μ non nulle. Pour déterminer de manière approximative le rayon de la paroi épicaudique, la valeur moyenne de ressemblance est calculée sur n directions autour de la direction θ_j et sur δ points autour du point considéré.

$$S(r, \theta) = \frac{\sum_{i=1}^n [\max_{d \in [r-\delta, r+\delta]} \mu[d(\theta_i)]]}{n} \quad (119)$$

Un deuxième calcul est établi pour localiser la frontière en mesurant la distance moyenne $D(r, \theta)$ qui existe entre chaque point d'une direction et les points des directions voisines ayant la valeur $S(r, \theta)$ maximale. Ces points ayant une valeur $S(r, \theta)$ maximale sont situés à une position $R(\theta)$.

$$D(r, \theta) = \sum_{i=1}^n [2 - \mu[r(\theta)]] [|r - R(\theta_i)|] \quad (120)$$

Pour établir la position de la frontière, on classe les points étudiés sur les rayons en trois classes : FORT, MOYEN et FAIBLE. Le contour recherché est de forme circulaire.

Ainsi, le calcul du rayon moyen \bar{r} et de sa déviation standard σ permettent de discriminer les points.

L'estimation de la position de la frontière R_{prelim} est donnée par les formules suivantes qui varient suivant l'appartenance du point à la classe.

$$R_{\text{prelim}}(\theta_0) = \begin{cases} r(\theta_0) & \text{si } \mu[r(\theta_0)] > \delta \text{ et } |\bar{r} - r(\theta_0)| \leq \sigma \quad (\text{FORT}) \\ \frac{\sum_{j=0}^n [r(\theta_j) \mu[r(\theta_j)]]}{\sum_{j=0}^n \mu[r(\theta_j)]} & \text{si } \mu[r(\theta_0)] > \delta \text{ et } |\bar{r} - r(\theta_j)| > \sigma \quad (\text{MOYEN}) \\ \frac{\sum_{j=1}^n [r(\theta_j) \mu[r(\theta_j)]]}{\sum_{j=1}^n \mu[r(\theta_j)]} & \text{si } \mu[r(\theta_0)] < \delta \quad (\text{FAIBLE}) \end{cases}$$

(121)

L'estimation de la position de la frontière n'est pas suffisamment précis pour faire une estimation assez fine pour les points appartenant à la classe FAIBLE. Pour ces zones, l'épaisseur de la paroi du coeur intervient. L'épaisseur de la paroi est constante pour presque toutes les directions. Elle est estimée par les points de la classe FORT et elle permet de réajuster la position des points de la classe FAIBLE.

La zone d'intérêt est établie autour de cette frontière estimée avec une marge de recherche plus ou moins grande suivant la confiance que l'on donne à l'estimation de la position de la frontière.

4.3.4. CONCLUSION

Les différentes applications décrites dans ce chapitre ont montré l'intérêt de l'emploi du raisonnement flou pour traiter les caractères imprécis et incertain contenus dans les images.

Les paramètres géométriques flous caractérisent le "flou" contenu sur les formes des objets.

La classification floue rassemble en classes les pixels de l'image en s'affranchissant des ambiguïtés de décision que présentent les points frontières des objets.

Les systèmes flous utilisant le mode de raisonnement flou donnent des décisions nuancées et souples et l'utilisation des règles apporte de la connaissance dans le système.

L'originalité des système flous est de ne pas employer un opérateur constant sur toute l'image, mais des règles floues adaptées aux caractéristiques de l'objet à détecter avec une auto-adaptation locale.

Les avantages apportés par les systèmes flous correspondent aux besoins de la segmentation des images échocardiographiques. En effet, l'information contenue dans les images échographiques est incomplète et incertaine, une base de connaissances est nécessaire. Les règles sont adaptées localement à la détection du ventricule. Le raisonnement flou tient compte des incertitudes présentes dans l'image.

Nous avons donc décidé de réaliser notre étude selon ce principe. Nous la détaillons dans le chapitre suivant.

LA MISE EN OEUVRE DU SYSTEME FLOU

Comme nous l'avons exposé dans les chapitres précédents, l'information contenue dans les images échographiques est incertaine et incomplète. Ainsi, il est difficile de donner avec précision la position du contour des objets contenus dans celle-ci. La méthode de détection de contours élaborée tient compte de cette incertitude et de ce manque d'information.

Pour y palier, nous proposons une méthode utilisant une base de connaissances. Elle contient la description des caractéristiques du contour recherché.

Pour s'affranchir du bruit, de l'imprécision de la position du contour dans l'image et des disparités entre les caractéristiques du contour recherché, l'algorithme repose sur le concept de la logique floue.

En effet, après avoir passé en revue les techniques de segmentation, nous avons constaté que seul le système flou permet d'apporter à la fois de la connaissance a priori par l'utilisation de règles floues et permet aussi de tenir compte des incertitudes. De plus, une étude locale est possible en utilisant une règle différente pour chaque zone de l'image.

La description linguistique de l'objet permet de constituer les règles floues. Mais, il faut connaître les caractéristiques de l'objet. Ces caractéristiques sont issues d'une analyse de celui-ci.

Nous présentons en première partie l'analyse de la cavité ventriculaire d'une échocardiographie, puis, en deuxième partie, nous développons en détail la mise en oeuvre de l'algorithme de segmentation par système flou.

5.1. L'ANALYSE DES CARACTERISTIQUES D'UNE ECHOCARDIOGRAPHIE

Nous avons constaté que la plupart des méthodes de segmentation mise en oeuvre concernent les plans de coupe représentant le ventricule suivant le petit axe. Les images ventriculaires prises dans ce plan de coupe sont plus facilement segmentable car elles sont plus contrastées. La transition des niveaux de gris entre la paroi et la cavité est plus franche et la paroi est plus visible.

Dans notre étude, au contraire, nous nous intéressons à la segmentation du ventricule vu suivant le grand axe car la prise de vues, dans ce plan de coupe, est plus facilement réalisable et est moins traumatisante pour le patient.

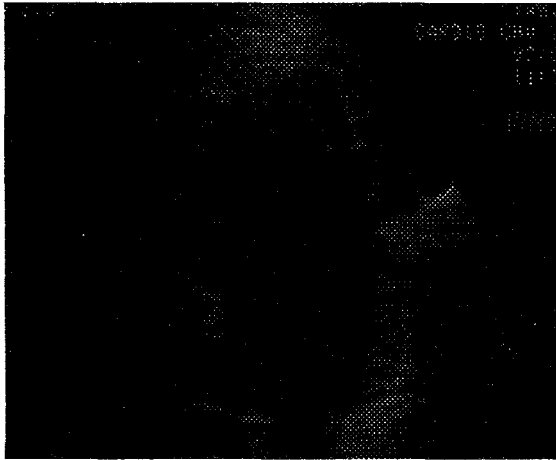


fig. 82 : ventricule vu suivant le grand axe
avec valve mitrale fermée

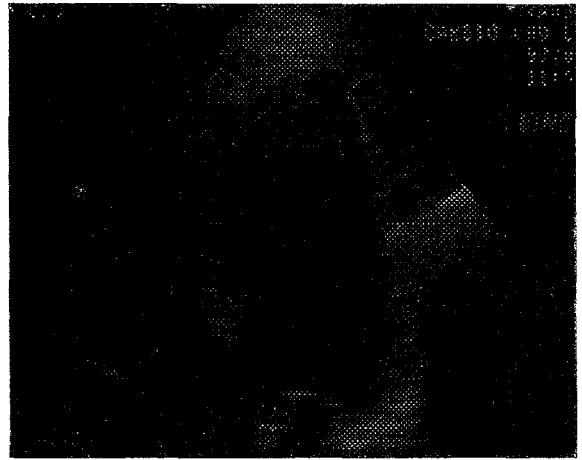


fig. 83 : ventricule vu suivant le grand axe
avec valve mitrale ouverte

Lorsque l'on observe une échographie (figure 82 et 83), on constate que les niveaux de gris représentant la transition entre la cavité et les tissus diffèrent selon la zone de l'image prise en considération et l'instant du cycle cardiaque. Les tissus environnant la cavité ventriculaire sont plus ou moins visibles suivant leur échogénéité. Selon l'instant du cycle cardiaque, la représentation de la forme du coeur ainsi que la position des valves varient dans l'image.

5.1.1. LES ZONES ANATOMIQUES

Pour réaliser une étude locale, la cavité ventriculaire a été décomposée en différentes zones anatomiques (figure 84).

Les zones considérées sont : la pointe du coeur ou apex (1), les zones hautes de droite (3) et de gauche (2), la zone médiane gauche (4) qui se différencie de la zone haute gauche (2) et de la zone basse gauche (5) par le peu d'information contenue dans celle-ci, les zones basses de gauche (5) et de droite (6), les zones constituant la valve mitrale (7 et 8) et les zones représentant l'intérieur de la cavité (9 et 10).

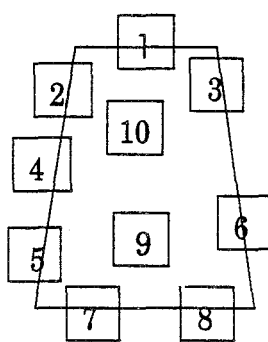


fig. 84 : les zones anatomiques

Sur une échocardiographie, une analyse statistique du niveau de gris est faite pour chacune des zones. Dans celles-ci, nous avons relevé : la valeur moyenne du niveau de gris, la valeur minimale, la valeur maximale ainsi que l'écart-type. La lecture de ces valeurs est faite dans une fenêtre de taille 5x5 pixels. Les résultats donnés correspondent à la valeur moyenne faite sur plusieurs mesures pour une même zone. Ces zones sont situées soit à l'intérieur de la cavité (figure 85) soit à l'extérieur de la cavité (figure 86). Un niveau de gris faible correspond à une zone foncée dans l'image et inversement pour un niveau de gris élevé à une zone claire.

numéro de la zone	valeur moyenne	valeur minimale	valeur maximale	écart-type
apex 1	21	11	37	5,28
haute gauche 2	16	2	32	5,38
haute droite 3	16	6	23	4,80
médiane gauche 4	13	6	21	2,73
basse gauche 5	9	5	15	2,96
basse droite 6	29	13	47	7,52
interne basse 9	7	3	14	1,60
interne haute 10	13	5	25	5,00

fig. 85 : caractérisation des différentes zones pour l'intérieur de la cavité

numéro de la zone	valeur moyenne	valeur minimale	valeur maximale	écart-type
apex 1	48	15	80	10,15
haute gauche 2	32	17	48	7,37
haute droite 3	30	11	48	6,36
médiane gauche 4	12	3	22	3,21
basse gauche 5	40	20	66	7,02
basse droite 6	40	24	61	7,06
valve mitrale 7	52	17	82	20,79
valve mitrale 8	71	29	106	24,76

fig. 86 : caractérisation des différentes zones pour l'extérieur de la cavité

Le niveau de gris moyen d'une zone caractérise la zone et l'écart-type son homogénéité.

numéro de la zone	différence de niveau de gris entre l'extérieur et l'intérieur	différence d'écart-type entre l'extérieur et l'intérieur
1	27	4,87
2	16	1,99
3	14	1,56
4	- 1	0,48
5	31	4,06
6	11	0,14

En observant les valeurs des caractéristiques de la variation du niveau de gris entre l'intérieur et l'extérieur de la cavité, on constate que les transitions du niveau de gris de l'apex (1) et de la zone basse gauche (5) sont bien marquées, par une variation de plus de 25 niveaux de gris. Tandis que cette variation est nulle pour la zone médiane gauche (4). Pour les autres zones, cette transition est plus ou moins bien marquée, comprise entre 11 et 16.

A l'intérieur de la cavité, le niveau de gris décroît de l'apex vers la valve mitrale. En effet, la cavité contient de manière générale moins de sang dans la pointe du coeur que dans le bas de la cavité, car, à chaque éjection de sang, la cavité se vide de la pointe vers l'aorte et à chaque injection de sang, la cavité se remplit à partir de l'oreillette gauche.

L'écart-type moyen est de 6 niveaux de gris si on ne tient pas compte des valeurs correspondant aux zones de la valve mitrale. La valve mitrale est fine et d'épaisseur inférieure à 5 pixels, les valeurs données ne sont pas totalement représentatives de la zone. L'écart-type est important pour les zones (1) et (5) et est pratiquement nul pour les zones (4) et (6).

L'image échographique est caractérisée par des traînées noires représentant des instants de non-écoute de la sonde. Ce phénomène est d'autant plus visible que la zone est claire. Il en résulte une grande différence entre la valeur minimale et la valeur maximale dans ces zones. L'écart-type est plus important pour les zones de forte valeur de niveau de gris.

La configuration de la zone représentant la valve mitrale diffère suivant la position de la valve mitrale : valve fermée (figure 82) ou valve ouverte (figure 83). La détection de la valve mitrale demande une étude particulière (voir annexe). Les valves sont visibles car elles sont situées dans une zone de fort contraste. Cette zone contient toujours du sang en quantité plus ou moins grande. Les points d'attache des deux parties de la valve mitrale sont situés sur l'anneau mitral. Cet anneau est très visible car il est constitué de cartilage, élément très échogène.

De cette analyse, nous en tirons les conclusions suivantes. Le niveau de gris est variable le long de la frontière de la cavité et n'apporte pas suffisamment d'informations pour caractériser le contour de la cavité. Les tissus environnant la cavité ne sont pas homogènes.

Ces réflexions vont servir pour déterminer la précision que peuvent apporter ces paramètres dans le système de segmentation.

5.2. LA SEGMENTATION PAR SYSTEME FLOU

Dans toute cette étude, nous n'employons pas les termes de "fuzzification" et de "défuzzification" que l'on trouve dans la littérature. Nous préférons employer les termes de "nuancement" et "dénuancement" car ce sont des termes français qui décrivent mieux la réalité physique à laquelle ils se rapportent. En effet, si on traduit le terme de fuzzification, on donnerait comme signification : "mettre du flou". Or, l'étape de fuzzification ne consiste pas à ajouter du "flou" dans les éléments considérés mais à mettre en évidence le "flou" existant, c'est à dire l'imprécision et l'incertitude contenues dans ces éléments. Le terme de "nuancement" traduit le fait de décrire les éléments en graduant leur variation en nuances afin de mieux les qualifier et d'estimer le "flou" existant. Le "dénuancement" traduit l'opération inverse, c'est-à-dire la suppression des nuances, ce qui correspond exactement à l'opération faite.

5.2.1. LA PRESENTATION DU SYSTEME FLOU

Le système flou [THE 95] utilise une description linguistique des différents éléments caractérisant le contour de l'objet à segmenter. Toute description linguistique impose de

travailler dans un formalisme symbolique nécessitant les étapes de nuancement et de dénuancement (figure 87).

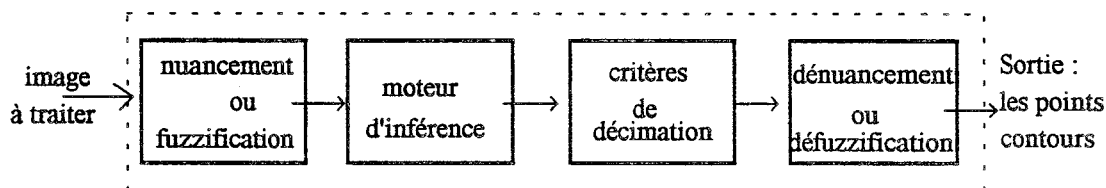


fig. 87 : schéma bloc du système flou

En entrée du système, on dispose de l'image à traiter et en sortie du système, on obtient la position des points contours de l'objet.

L'évolution du système se fait à partir de règles appliquées sur les données nuancées. Ce jeu de règles constitue le moteur d'inférence du système. Par rapport au système flou utilisé classiquement, il est ajoutée une étape supplémentaire : celle de l'utilisation de critères de décimation pour permettre de réduire la quantité d'informations. Ainsi, à partir de l'image à segmenter et au fur et à mesure de l'avancement des étapes, le nombre de points d'étude est réduit afin de ne conserver que les points contours.

Dans tout système flou, ce sont les règles qui assurent la convergence de l'algorithme, car les décisions sont prises à partir de déductions faites par ces règles. Elles doivent donc être parfaitement adaptées à l'opération à effectuer, à l'objet à détecter et au type d'images utilisées. Comme le contour est défini par une variation du niveau de gris, les règles vont donc contenir l'information de la transition du niveau de gris de part et d'autre du contour. Elles sont élaborées à partir d'une image qui sert de référence. Avant d'établir les règles, une description linguistique de l'image est faite (figure 88).

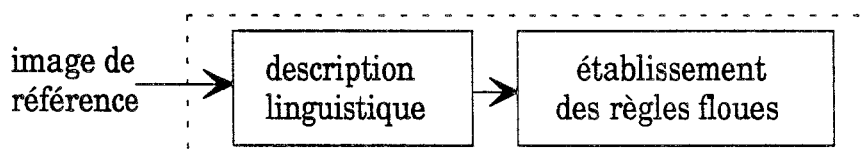


fig. 88 : les règles floues

La première étape est la description linguistique de la cavité ventriculaire. Elle est réalisée à partir de l'analyse de l'échocardiographique. Elle permet de choisir judicieusement les valeurs des paramètres de la description linguistique des images échographiques afin d'établir les règles floues adaptées à ces images.

Les règles floues sont établies pour chaque zone de la cavité car la transition du niveau de gris est variable le long du contour.

Le dénuancement n'est fait qu'à la fin de l'étude de détection pour garder la notion de "flou" dans toutes les étapes du système.

Ce système de détection de points contours est conçu en vue d'une réalisation matérielle où les informations seront traitées en parallèle pour réduire le temps de traitement. Une proposition de faisabilité de parallélisation est donnée en annexe.

Ce principe de détection est adaptable à d'autres types d'objets ou d'images. En effet, il suffit de changer l'image de référence, donc de règles floues et le système se réadapte à cette nouvelle configuration.

Ce principe de détection ne demande pas nécessairement un pré-traitement car dans la méthode de détection, il est inclus un filtrage passe-bas qui réduit du bruit. Néanmoins, pour améliorer la détection, les images peuvent être pré-traitées. Dans ce cas, les règles seront établies sur une image de référence pré-traitée, car, généralement, les pré-traitements modifient les caractéristiques du contour.

5.2.2. LE LANCER DE RAYONS

Le niveau de gris caractérisant le contour est variable le long de celui-ci ce qui nécessite une étude locale zone par zone. Un lancer de rayon partant du centre de la cavité convient pour ce type d'étude car chaque rayon définit une zone d'étude locale. De plus, chaque zone de la cavité est atteinte par un rayon car la forme du ventricule est ovoïde.

Pour repérer la frontière, les variations du niveau de gris le long des rayons sont comparées avec une référence contenant les caractéristiques du niveau de gris de la frontière.

La technique du lancer de rayons est utilisée à deux reprises dans cet algorithme : pour la constitution de la base de connaissances à partir d'une image de référence et pour l'étude locale faite sur l'image à segmenter.

Deux types de lancer de rayons sont étudiés : "le lancer de rayons par ligne médiane" et "le lancer central de rayons".

5.2.2.1. Le lancer de rayons par ligne médiane

La forme du ventricule s'apparente à une ellipse. Pour avoir une répartition uniforme de l'information le long de sa frontière, il est, a priori, préférable d'utiliser un lancer de rayons à partir d'une ligne médiane passant par le centre de la cavité et orienté dans la direction du grand axe de l'ellipse constituant le ventricule.

Pour lancer les rayons à partir de l'axe médian, deux possibilités existent.

La première (figure 89) consiste à lancer des rayons régulièrement espacés de part et d'autre de l'axe médian. Elle demande au préalable la connaissance précise de la position de l'axe médian pour éviter que le rayon ne traverse deux fois le contour (figure 90).

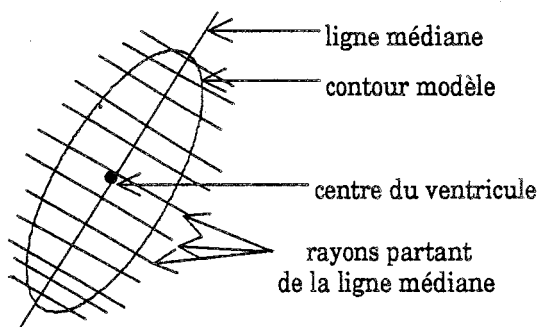


fig. 89 : le "lancer par ligne médiane de rayons"

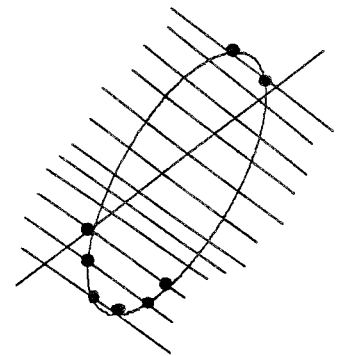


fig. 90 : rayons traversant deux fois le contour

Pour obtenir une meilleure répartition de l'information le long du contour, une autre possibilité existe (figure 91). Elle consiste à lancer les rayons de part et d'autre d'un segment formant l'axe médian et aux deux extrémités de ce segment à effectuer un lancer radial de rayons sur 180 degrés. Pour être mise en oeuvre, cette méthode demande de connaître l'orientation de l'axe médian, sa position et sa longueur.

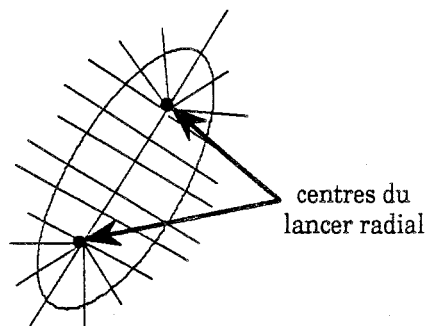


fig. 91 : le "lancer par ligne médiane de rayons"

Cette méthode a l'inconvénient de nécessiter beaucoup d'informations. De plus, elle est difficile à mettre en oeuvre. Nous avons donc envisagé "le lancer central de rayons".

5.2.2.2. Le lancer central de rayons

5.2.2.2.1. Description du lancer central de rayons

Chaque zone de l'image est déterminée par un rayon issu du centre de la cavité (figure 92). Pour simplifier la mise en oeuvre, les rayons sont espacés d'un angle constant $\Delta\theta$ de faible valeur. Ainsi, pour collecter suffisamment d'informations, plusieurs rayons passent dans une même zone anatomique.

La recherche des points contours et l'élaboration des règles se font uniquement sur les points situés sur les rayons.

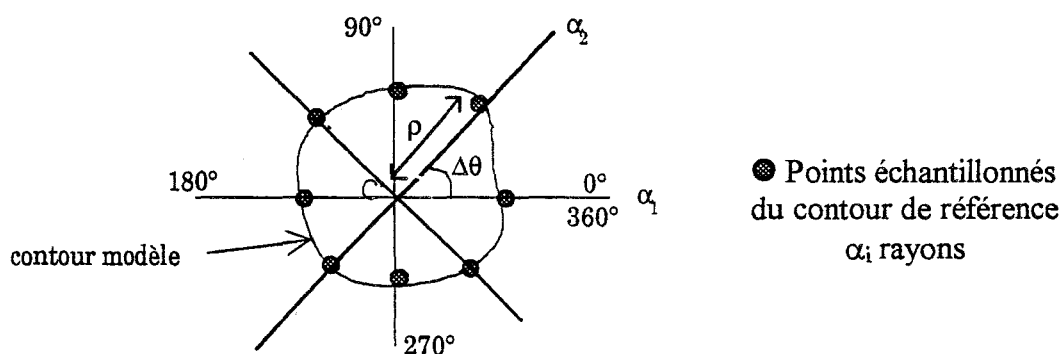


fig. 92 : le "lancer central de rayons"

Le nombre de rayons doit être suffisamment important pour que l'interpolation des points contours détectés limite les erreurs introduites lors de la fermeture des contours. Dans notre étude, 32 directions sont retenues, soit un rayon tous les 11,25 degrés.

5.2.2.2.2. Utilisation du centre médian comme centre de la cavité

Le point source d'émission des rayons est situé au "centre" de la cavité. Ce centre est difficilement détectable automatiquement si on ne possède pas la frontière de la cavité. La position de ce point source se fait actuellement manuellement.

Dans le plan apical, la forme de la cavité est assimilée à une ellipse. Son centre est donné à partir des points milieux du grand axe et du petit axe (figure 93). Nous l'appelons "le centre médian". Pour ce faire, on marque sur la coupe les quatre points extrêmes de la cavité que l'on visualise sur l'image : en haut (H), en bas (B), à gauche (G) et à droite (D) de

la cavité. Les coordonnées $(x_c ; y_c)$ du centre sont déterminées par les valeurs médianes des points extrêmes :

$$x_c = \frac{x_D + x_G}{2} , \quad y_c = \frac{y_H + y_B}{2} \quad (122)$$

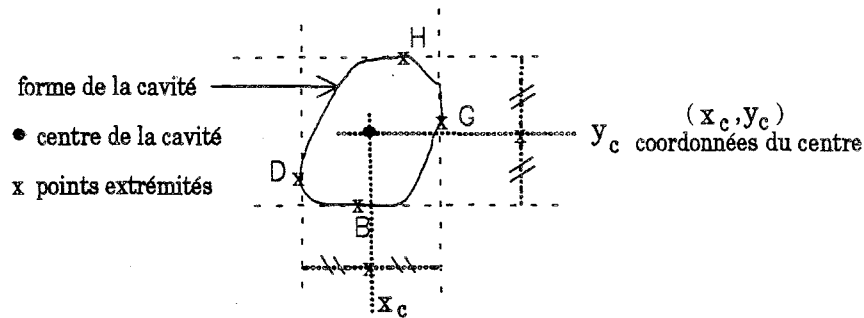


fig. 93 : le centre médian déterminé manuellement

Nous avons élaboré une statistique sur la position du centre de la cavité à partir d'une vingtaine d'images pour vérifier si la détection de ce centre est reproductible manuellement et automatiquement. Dans cette étude, il a été relevé les écarts de position entre le centre médian tracé manuellement, le centre médian établi à partir du contour détecté automatiquement et aussi du centre de gravité de la cavité. Le tableau de la figure 94 indique les écarts maximums et moyens suivant la direction horizontale et la verticale.

écart des positions des différents centres	écart maximal horizontal	écart moyen horizontal	écart maximal vertical	écart moyen vertical
centre médian manuel et centre médian automatique	4	2	9	7,6
centre médian manuel et centre de gravité	3	1,8	6	2,8

fig. 94 : comparaison de la position des différents centres

Si on compare le centre médian déterminé manuellement et le centre médian établi à partir du contour détecté automatiquement, l'écart de position est faible. Il est inclus dans la marge d'erreur de la position réelle du contour dans l'image. La variation verticale est un peu plus importante. Elle provient de la présence de la valve mitrale qui donne une hauteur variable à la cavité suivant la position de la valve.

Il en est de même entre le centre médian déterminé manuellement et le centre de gravité calculé à partir du contour détecté automatiquement.

En conclusion, pour simplifier la mise en oeuvre et pour rendre l'application de la méthode la plus automatique possible, nous avons utilisé le principe du lancer central de rayons dont le centre est le centre médian. De plus, cette méthode offre l'avantage de considérer indifféremment les différentes directions, ce qui facilitera la parallélisation de la méthode.

5.2.2.2.3.L'incidence de la connaissance imprécise du centre

Pour établir les fonctions d'appartenance de chacune des classes α_i représentant une direction dans l'image, nous avons essayé d'estimer l'imprécision de la valeur de l'angle compris entre le rayon et l'horizontal. Seule l'imprécision apportée par l'estimation de la position du centre de la cavité a été prise en compte.

On désire exprimer l'incidence de la variation de la position du centre de la cavité sur la valeur de l'angle des rayons en un point donné du contour. Cette étude permettra de définir la fonction d'appartenance de chacune des classes de la série POSITION.

Le schéma de la figure 95 représente pour un point donné les rayons extrêmes pouvant passer par celui-ci sachant que la position du centre de la cavité évolue dans un rectangle d'incertitude de taille $2dx \times 2dy$. On pose α le rayon passant par le centre de la cavité et le point du contour considéré. β et δ représentent les angles que forment les rayons issus des points extrêmes du rectangle d'incertitude et passant toujours par le point du contour considéré.

La variation maximale possible de position entre le centre médian établi manuellement et celui établi automatiquement est de 9 pixels. Les dimensions du rectangle d'incertitude de la position du centre de la cavité seront donc de 9 pixels, soit $dx = dy = 9$.

La longueur L représente la distance séparant le centre de la cavité au point contour. La valeur minimale de cette distance est de 70 pixels, valeur mesurée sur les échographies. Les calculs sont faits à partir de cette valeur car elle donne les plus grands angles β et δ donc la plus grande valeur d'imprécision.

Nous avons calculé l'imprécision dans le cas le moins favorable, c'est à dire avec un angle α de 45 degrés.

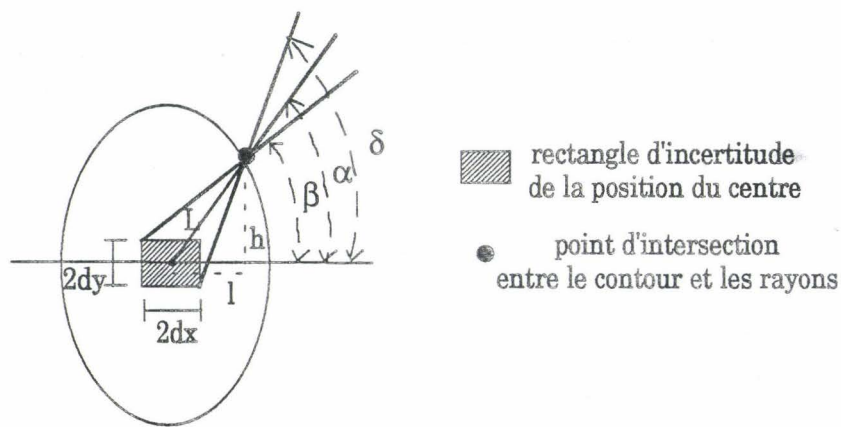


fig. 95 : variations possibles de l'angle en un point donné

Les calculs des angles β et δ se font d'après les formules suivantes :

$$\operatorname{tg} \beta = \frac{h - dy}{l + dx} \Rightarrow \beta = 36,27^\circ ; \quad \operatorname{tg} \delta = \frac{h + dy}{l - dx} \Rightarrow \delta = 53,73^\circ \quad (123)$$

$$\text{avec } h = L \sin(\alpha) \text{ et } l = L \cos(\alpha)$$

$$45 - \beta = 8,73^\circ ; \quad \delta - 45 = 8,73^\circ$$

On obtient une variation maximale de l'angle de plus ou moins 8,73 degrés autour de la position initiale. Pour une direction formant un angle α avec l'horizontale, l'imprécision de cette valeur d'angle est de plus ou moins 8,73 degrés.

Dans notre étude, nous utilisons un lancer de 32 directions, soit une distance angulaire entre deux directions de :

$$\frac{360}{32} = 11,25 \text{ degrés.}$$

En prenant 32 directions, la distance angulaire entre deux directions est supérieure à la marge d'imprécision, ce qui permet d'avoir pour chaque direction une zone dite de certitude ou seul la direction α considérée peut accéder. Cette zone de certitude est de quelques degrés, soit $11,25 - 8,73 = 2,52$ degrés (figure 96).

5.2.3. LA DESCRIPTION LINGUISTIQUE

Les règles floues contenues dans la base de connaissances utilisent une description linguistique de l'image. Cette description linguistique est faite sur la position des zones anatomiques de la cavité ventriculaire et sur les niveaux de gris de l'image.

La description des zones anatomiques de l'image nécessite une description linguistique car elles ne sont pas nettement délimitées dans l'image et leur position relative dans l'image dépend de la position estimée du centre de la cavité.

Une description linguistique est aussi nécessaire pour donner la valeur du niveau de gris des points contenus dans l'image car cette valeur dépend du bruit contenu dans l'image, de l'échogénéité du patient et des réglages de l'appareillage.

Le système flou mis en oeuvre utilise donc deux types d'information : l'information de la position des zones anatomiques de l'image décrites par la série floue POSITION et l'information du niveau de gris décrite par la série floue LUMINOSITE.

5.2.3.1. La série POSITION

La description linguistique de la valeur de l'angle se fait en définissant une série floue "POSITION". Cette série décompose les 360 degrés possibles que peut prendre une valeur d'angle en un ensemble de N classes α_j (ici N = 32). Chacune des classes correspond à une direction dans l'image.

La série floue POSITION s'écrit :

$$(\text{POSITION}, [0,360], \{ \alpha_1 ; \dots \alpha_{32} \})$$

A chacune des classes α_j correspond une fonction d'appartenance qui prend en compte l'imprécision de la valeur de l'angle pour une direction donnée.

Si on considère trois directions : α_i , α_{i+1} , et α_{i-1} , espacées d'une valeur d'angle de 11,25 degrés avec une zone de fluctuation possible de 8,73 degrés autour de la valeur de l'angle de la direction, on obtient le schéma de la figure 96.

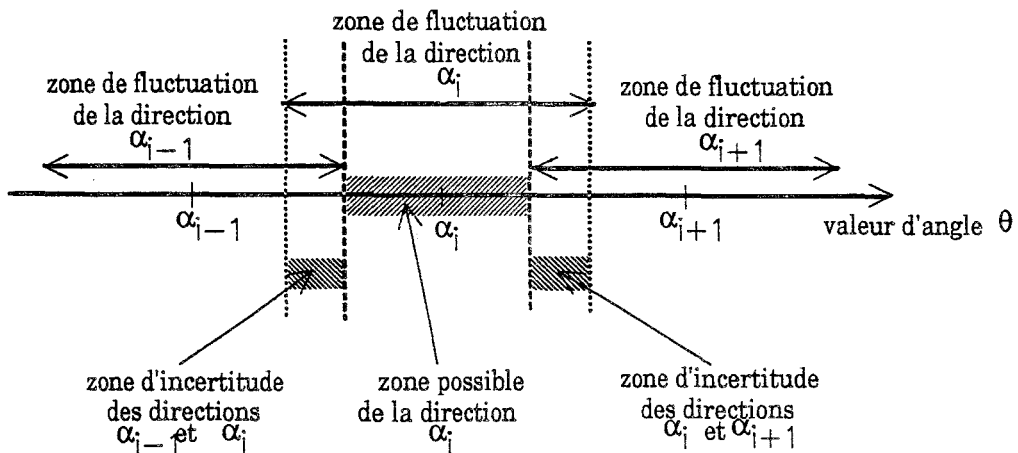


fig. 96 : zone d'incertitude sur les directions

zone de fluctuation de la direction α_{i-1} :	zone d'incertitude des directions α_{i-1} et α_i :
$[\alpha_{i-1} - 8,73 ; \alpha_{i-1} + 8,73]$	$[\alpha_i - 8,73 ; \alpha_i - 3,52]$
zone de fluctuation de la direction α_i :	zone possible de la direction α_i :
$[\alpha_i - 8,73 ; \alpha_i + 8,73]$	$[\alpha_i - 3,52 ; \alpha_i + 3,52]$
zone de fluctuation de la direction α_{i+1} :	zone d'incertitude des directions α_i et α_{i+1} :
$[\alpha_{i+1} - 8,73 ; \alpha_{i+1} + 8,73]$	$[\alpha_i + 3,52 ; \alpha_i + 8,73]$

Autour de la direction α_i , une plage de valeur d'angle appartenant à la zone de fluctuation de la direction α_i $[\alpha_i - 3,52 ; \alpha_i + 3,52]$ n'est pas incluse dans les zones de fluctuation des directions α_{i-1} et α_{i+1} . Cette plage de valeurs constitue donc la zone possible uniquement atteinte par la direction α_i .

Les plages de valeurs d'angle comprises dans deux zones de fluctuation de direction, par exemple α_{i-1} et α_i $[\alpha_i - 8,73 ; \alpha_i - 3,52]$, constituent donc des zones d'incertitude pour les directions α_{i-1} et α_i .

La forme de la fonction d'appartenance est déduite de cette analyse. Pour une direction α_i donnée, la valeur du centroïde est la valeur théorique de l'angle de la direction. La zone possible correspond à une appartenance de 1, la zone d'incertitude commune à deux directions donne une appartenance comprise entre 0 et 1 ; la valeur d'appartenance est d'autant plus forte que l'on est proche de la valeur théorique de α_i (figure 97).

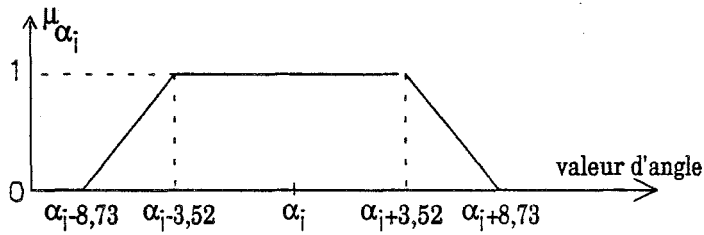


fig. 97 : fonction d'appartenance pour une direction α_i donnée

Pour les 32 directions α_i , on prend la même fonction d'appartenance. La figure 98 représente les fonctions d'appartenance des classes α_i qui constituent la fonction d'appartenance à la série POSITION.

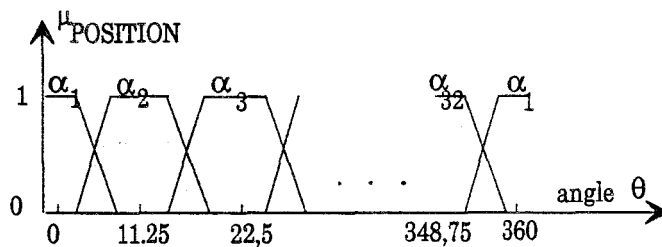


fig. 98 : fonctions d'appartenance associées aux classes α_i de la série POSITION

Par exemple, pour une valeur d'angle de 6 degrés (figure 99), le degré d'appartenance à la série POSITION va se noter de la manière suivante :

$$\mu_{\text{POSITION}}(6) = \{ 0,57 / \alpha_1 ; 0,43 / \alpha_2 ; 0 / \alpha_3 ; 0 / \alpha_4 ; \dots 0 / \alpha_{32} \} \quad (124)$$

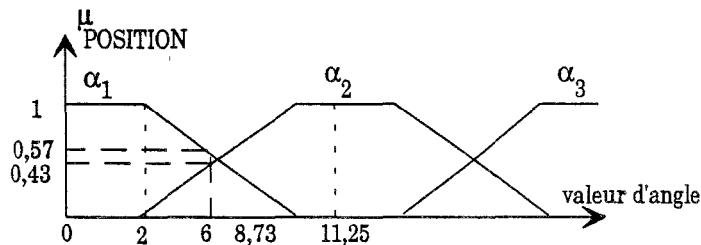


fig. 99 : exemple de degré d'appartenance pour un angle de 6 degrés

5.2.3.2. La série LUMINOSITE

Pour établir la série LUMINOSITE, nous avons d'abord pensé utiliser une méthode intuitive de description en termes linguistiques de l'intensité lumineuse contenue dans l'image. Puis, nous nous sommes rendu compte que, par cette description, il est difficile de mesurer les incertitudes de position et de luminosité ... car ces mesures rendent dépendant la description à un contexte particulier (type d'images, patients, appareillages ...).

Nous avons donc utilisé une description simplifiée de l'image pour établir les règles où l'imprécision n'est pas prise en compte dans la description linguistique mais sera prise en compte lors de l'application des règles.

5.2.3.2.1. La description intuitive

La méthode intuitive, selon le principe classiquement utilisé dans les systèmes flous, consiste à observer l'image et à traduire la description linguistique qu'en donne l'homme. Lorsqu'il observe la luminosité de l'image, il emploie des termes de couleur, par exemple : *blanc, gris, noir, ...* Pour apporter plus de précision à la description des objets, il ajoute un qualificatif, par exemple, *très blanc* ou *tendant vers le blanc*. Pour établir la description de l'image, les points anatomiques de l'image sont utilisés comme points de repère.

Les classes de la série LUMINOSITE vont donc correspondre aux qualificatifs employés pour décrire les couleurs. Il a été retenu les termes suivants : NOIR, SOMBRE, GRIS, CLAIR et BLANC.

Chacun des termes forme une classe et l'ensemble de ces classes constitue la série LUMINOSITE. Cette série se note :

(LUMINOSITE ; [0,255] ; {NOIR, SOMBRE, GRIS, CLAIR, BLANC}).

Le centroïde de chaque classe est donné par la valeur du niveau de gris de points anatomiques visibles dans l'image. Ainsi, à chaque classe, il est associé un ou plusieurs points anatomiques de même couleur.

5.2.3.2.1.1. La détermination des centroïdes

Pour définir le centroïde de chacune de ces classes, nous avons cherché les relations qui existent entre la description linguistique et l'image. En observant la luminosité des points anatomiques de référence, nous avons conclu que :

- L'anneau mitral est BLANC.
- La séparation entre les deux ventricules ainsi que l'apex sont CLAIR.
- Les tissus cardiaques sont globalement GRIS, hormis l'apex et les zones basses de la cavité qui tendent vers le CLAIR.
- L'intérieur de la cavité vide de sang est SOMBRE.
- L'intérieur de la cavité remplie de sang est NOIR.

Pour affecter un niveau de gris aux centroïdes de chacune des classes, on lit sur l'image servant de référence les niveaux gris correspondant aux zones anatomiques (voir tableaux correspondant aux figures 85 et 86), on obtient ainsi les valeurs suivantes :

- La valeur moyenne du niveau de gris de l'anneau mitral soutenant la valve mitrale donne, pour la valve, une valeur de 62. On en déduit ainsi qu'un niveau de gris de 62 est la valeur du centroïde des niveaux de gris de la classe BLANC.

$$C_{\text{BLANC}} = 62$$

- La valeur du niveau de gris correspondant aux tissus environnant la cavité vaut 48 et 40 pour les zones externes de l'apex et de la séparation des deux ventricules. Un niveau de gris moyen de 44 donne la valeur du centroïde de la classe CLAIR.

$$C_{\text{CLAIR}} = 44$$

- Les valeurs de gris des tissus cardiaques des zones externes hautes droite et gauche de la cavité donnent une valeur moyenne de 31.

$$C_{\text{GRIS}} = 31$$

- La partie de la cavité contenant peu de sang est localisé dans le haut de celle-ci. L'étendu de cette zone dépend de l'instant du cycle cardiaque. En effet, à la fin de la systole, la cavité contient peu de sang tandis qu'en fin de diastole elle est pleine de sang. Pour une vue correspondant à un instant intermédiaire entre la systole et la diastole, les zones intérieures d'étude locale de l'image (1), (2),(3) et (10) sont considérées comme contenant peu de sang. La valeur moyenne du niveau de gris de ces zones est de 16. Il en résulte que l'on peut affecter la valeur 16 au centroïde de la classe SOMBRE.

$$C_{\text{SOMBRE}} = 16$$

- L'intérieur de la cavité contenant du sang est située dans le bas de la cavité, zones intérieures d'étude locale : (5), (6) et (9). Ces zones ont un niveau de gris moyen de 7 :

$$C_{\text{NOIR}} = 7$$

5.2.3.2.1.2. Les inconvénients

La valeur des centroïdes dépend de l'image à analyser. Elle fluctue d'un patient à un autre et varie au cours du cycle cardiaque. Cependant, au cours d'un examen cardiaque d'un même patient, l'appareillage ne change pas, l'échogénéité des tissus non plus et les fluctuations au cours d'un cycle sont connues.

Cette description linguistique est difficilement utilisable pour traiter indifféremment un grand nombre de patients. Une solution possible consiste à se donner des modèles de valeur de centroïde pour différents types de patients : les patients très échogènes, les patients un peu moins échogènes ... et pour les différents types de réglages possibles des appareils.

Les valeurs des centroïdes des classes correspondent à des valeurs moyennes du niveau de gris. Donc, une petite fluctuation du niveau de gris autour de celles-ci n'entraîne pas un changement de classe. Par contre, une grande variation de ce niveau de gris peut provoquer un changement de classe.

Pour un patient donné, la fluctuation au cours du cycle cardiaque de l'injection et de l'éjection est connue ce qui permet de modifier la valeur du centroïde de la classe concernée.

Une fonction d'appartenance de forme trapézoïdale semble être la mieux adaptée. Mais, il est difficile de lui déterminer les paramètres.

Pour un bon fonctionnement du système, la théorie du "flou" impose des contraintes sur les fonctions d'appartenance. La première contrainte est que toutes les valeurs du niveau de gris soient recouvertes par une fonction d'appartenance. La deuxième contrainte est que, dans la même série, aucun niveau de gris ne doit avoir une appartenance totale de 1 à une classe et une appartenance non nulle à une autre classe. Dans le cas contraire, on a la certitude qu'un point appartient à une classe alors qu'il peut aussi appartenir à une autre classe, ce résultat est aberrant.

Pour s'affranchir des contraintes de ce formalise, une solution souvent employée consiste à fixer une valeur de fluctuation autour du centroïde c_i afin de constituer le plateau qui va former le noyau de la fonction d'appartenance (figure 100) et de joindre la dernière valeur du plateau à la première valeur du plateau suivant en faisant croître ou décroître le degré d'appartenance de 0 à 1 et ainsi déterminer la valeur des transitoires. Dans cette solution, les paramètres sont donnés de manière arbitraire et ne correspondent donc pas nécessairement à la réalité.



fig. 100 : les contraintes de la fonction d'appartenance

5.2.3.2.2. La description mise en oeuvre dans l'algorithme

La méthode intuitive nécessite une étude particulière de l'image pour établir la valeur des centroïdes. Nous proposons une description plus simple et plus générale, qui peut se faire de manière systématique quel que soit le patient et le réglage des appareils, car cette description linguistique est indépendante de l'image et de l'objet à détecter.

La série LUMINOSITE choisie est constituée par 256 classes correspondant toutes à un singleton flou. C'est ce type de description linguistique qui est employée dans les méthodes de segmentation par paramètres géométriques ou par classification floue. Dans notre cas, nous donnons toujours une valeur d'appartenance de 1 aux classes floues car, à cette étape, nous ne prenons pas en compte l'incertitude de l'information. Elle sera considérée dans l'étape suivante de l'algorithme lors de la comparaison de l'image étudiée avec la référence par application des règles floues.

(LUMINOSITE ; [0,255] ; {1, 2, 3, 4 ; ... ; 256}).

Par ce principe, à chaque direction correspond une zone anatomique. Chacune de ces zones est caractérisée par une valeur de transition du niveau de gris.

Les règles floues établies utilisent la description linguistique de l'information.

5.2.4. LES REGLES FLOUES

Les règles floues sont établies à partir d'une échographie qui sert de référence. Elles indiquent, pour chaque direction donnée, la valeur de la transition du niveau de gris de part et d'autre de la frontière de la cavité. Les points pris en considération sont les points d'intersection entre le contour tracé manuellement et le lancer de rayons (figure 101). Ce sont les points modèles.

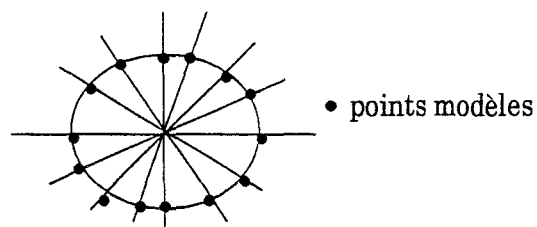


fig. 101 : les points modèles utilisés pour établir les règles

5.2.4.1. Le calcul de la transition du niveau de gris

Le niveau de gris d'un point n'est pas représentatif d'une zone anatomique en raison du bruit, la zone d'étude est lissée par un filtre passe-bas. Ce filtre de lissage filtre le bruit tout en préservant les contours ; il n'atténue pas leur amplitude et ne provoque pas leur étalement dans l'espace 2D.

La valeur du niveau de gris est lissée en utilisant deux fenêtres situées de part et d'autre du point contour sans le contenir (figure 102).

Ce filtrage est fait uniquement pour les points de l'image de référence appartenant aux directions, ainsi le filtrage ne porte pas sur toute l'image mais uniquement sur les zones d'étude, d'où un gain de temps de calcul.

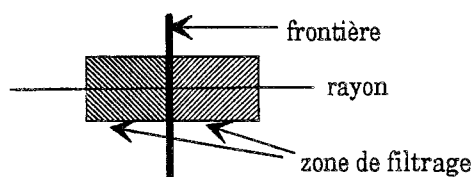


fig. 102 : le filtrage

Nous n'avons pas considéré la valeur d'un seul pixel pour définir les règles car si la valeur prise en considération est un bruit, le résultat est aberrant. Il est alors non caractéristique du niveau de gris de la zone.

La taille de la fenêtre de filtrage est importante. Une fenêtre trop petite ne s'affranchit pas du bruit, tandis qu'une fenêtre trop grande supprime de l'information. Empiriquement, nous avons établi qu'une fenêtre de taille 5x5 ou 7x7 pixels donne de bons résultats.

Pour confirmer ces résultats établis de manière empirique, nous avons fait une analyse des caractéristiques du niveau de gris sur une échocardiographie pour une fenêtre de filtrage de taille 10x10 pixels. Les résultats sont comparés aux résultats que donne une fenêtre de filtrage de taille 5x5 (figure 103) sur la même échographie.

n°	étude de l'intérieur de la cavité				étude de l'extérieur de la cavité			
	fenêtre 5x5		fenêtre 10x10		fenêtre 5x5		fenêtre 10x10	
	valeur moyenne	écart-type	valeur moyenne	écart-type	valeur moyenne	écart-type	valeur moyenne	écart-type
1	21	5,28	28	8,58	48	10,15	62	15,50
2	16	5,38	16	6,54	32	7,37	28	9,64
3	16	4,80	19	8,68	30	6,36	27	10,12
4	13	2,72	12	3,97	12	3,27	15	6,94
5	9	2,92	13	3,84	40	7,02	47	14,93
6	29	7,52	29	12,77	41	7,06	45	13,5
9	7	1,60	8	2,98				
10	13	5,00	19	7,42				

fig. 103 : étude comparative entre les fenêtres de taille 5x5 et 10x10 pixels

Pour une fenêtre de taille 10x10, la valeur moyenne est généralement un peu plus importante que pour une fenêtre taille 5x5, surtout pour les zones situées à l'extérieur de la cavité. L'écart-type trouvé pour une fenêtre de taille 10x10 est toujours supérieur d'un tiers ou de la moitié en plus par rapport aux valeurs trouvées pour une fenêtre 5x5.

Nous en concluons que les tissus tapissant la cavité peuvent être de faible épaisseur et qu'une fenêtre de taille 10x10 est trop importante pour donner une valeur moyenne représentative de la zone car elle inclut des tissus ayant une échogénéité différente de celle des tissus tapissant la cavité.

5.2.4.2. La base de connaissances

Les règles floues sont établies à partir d'une description symbolique faite à partir de termes linguistiques qui sont exprimés par les séries POSITION et LUMINOSITE.

Sur une image de référence, un expert médical trace manuellement le contour. Les points d'intersection entre le lancer de rayons et le contour sont les points utilisés pour établir les règles.

Il est établi autant de règles qu'il y a de directions dans l'image. En effet, chaque règle va contenir l'information du niveau de gris moyen lu dans la fenêtre intérieure et extérieure autour du point contour. Et elles vont aussi contenir la position de la zone anatomique concernée, valeur de l'angle du rayon considéré (figure 104).

niveau de gris

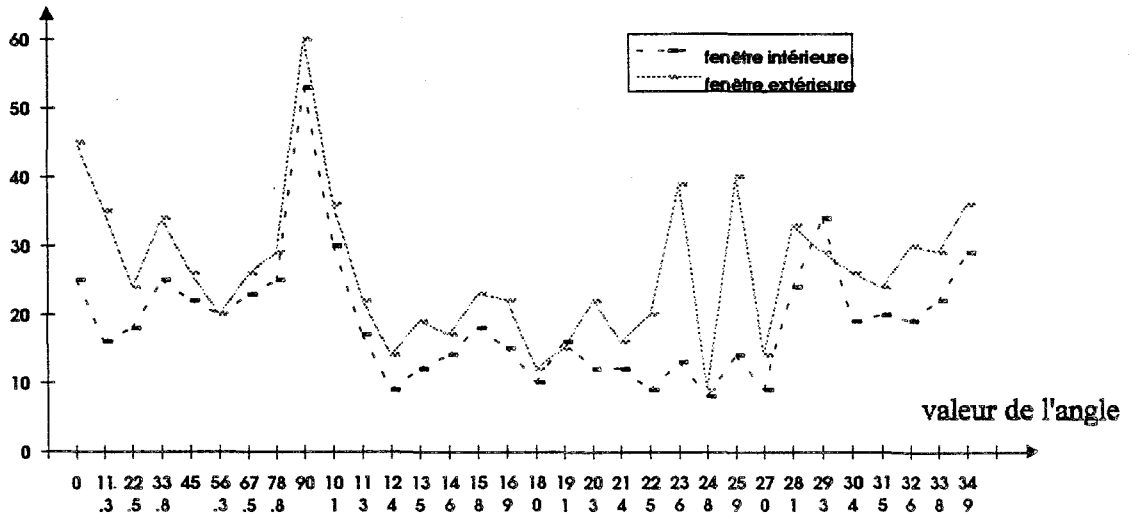


fig. 104 : schéma de la base de connaissances

Il est établi un nuancement de ces valeurs lues sur l'image par l'intermédiaire des fonctions d'appartenance correspondant aux différentes classes floues des séries LUMINOSITE et POSITION (figure 105).

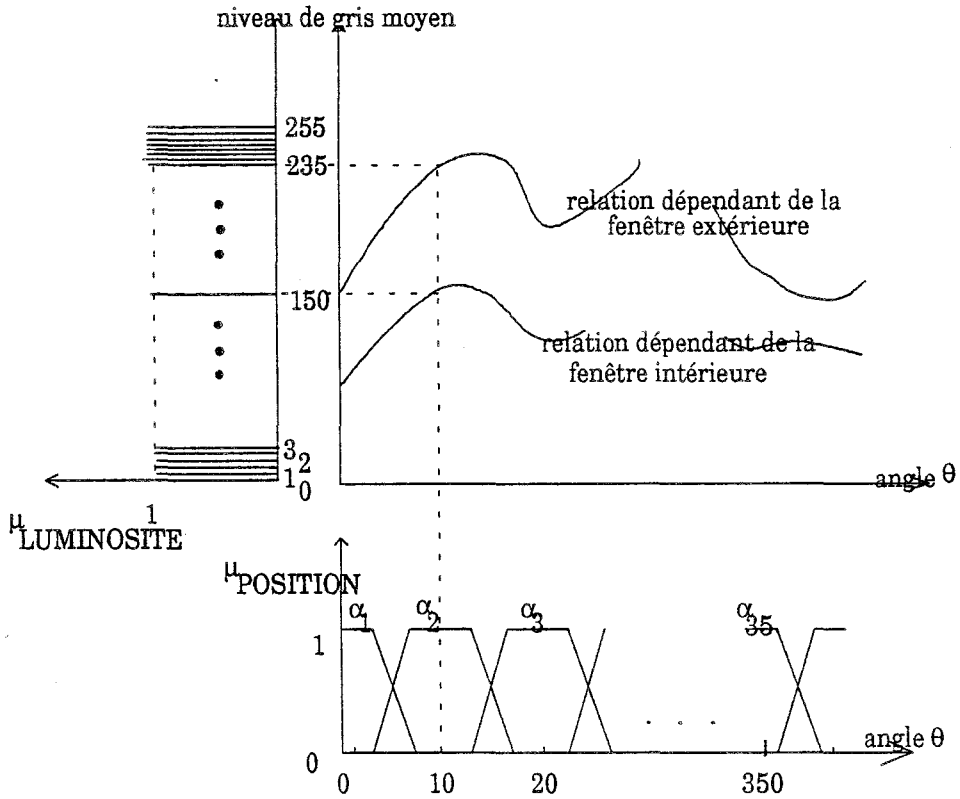


fig. 105 : nuancement des séries LUMINOSITE et POSITION

5.2.4.3.L'établissement des règles floues

Les règles floues utilisées sont en SI-ALORS. Elles sont déduites de la figure 105. On effectue d'abord un nuancement de ces valeurs dans les séries floues. L'axe correspondant à la valeur de l'angle est nuancé par la série POSITION et l'axe du niveau de gris par la série LUMINOSITE.

Le nuancement dans la série LUMINOSITE est obtenu directement par lecture sur le graphique car chaque valeur du niveau de gris constitue une classe. Le nuancement dans la série POSITION est facilement réalisé car il y a autant de classes que de directions prises dans l'image de référence. Ce choix a été fait pour apporter le maximum de précision mais il n'est pas obligatoire (voir annexe).

Les règles sont établies directement par les valeurs nuancées obtenues dans chacune des classes :

Si la POSITION est $\{1/\alpha_1\}$ Alors la transition de la LUMINOSITE de part et d'autre du contour varie de la classe $\{25\}$ à la classe $\{45\}$.

Si la POSITION est $\{1/\alpha_2\}$ Alors la transition de la LUMINOSITE de part et d'autre du contour varie de la classe $\{16\}$ à la classe $\{35\}$.

Si la POSITION est $\{1/\alpha_3\}$ Alors la transition de la LUMINOSITE de part et d'autre du contour varie de la classe $\{18\}$ à la classe $\{24\}$.

Si la POSITION est $\{1/\alpha_4\}$ Alors la transition de la LUMINOSITE de part et d'autre du contour varie de la classe $\{25\}$ à la classe $\{34\}$.

Si la POSITION est $\{1/\alpha_{30}\}$ Alors la transition de la LUMINOSITE de part et d'autre du contour varie de la classe $\{19\}$ à la classe $\{30\}$.

Si la POSITION est $\{1/\alpha_{31}\}$ Alors la transition de la LUMINOSITE de part et d'autre du contour varie de la classe $\{22\}$ à la classe $\{29\}$.

Si la POSITION est $\{1/\alpha_{32}\}$ Alors la transition de la LUMINOSITE de part et d'autre du contour varie de la classe $\{29\}$ à la classe $\{36\}$.

5.2.4.4.La base de données relative aux règles floues

Dans la réalisation de la base de données, nous avons voulu être très souple vis à vis du nombre de directions utilisées dans la série POSITION. Nous avons donc effectué une liste chaînée sur les rayons. Le nombre de classes des séries POSITION et LUMINOSITE a été paramétré afin de faciliter les modifications lors des évolutions futures des règles et pour l'élaboration d'autres bases de connaissances correspondant à d'autres objets de référence.

Les deux structures utilisées sont : la structure MODELE (figure 106), qui correspond à l'en-tête du modèle et contient tous les paramètres généraux relatifs aux directions et la structure DIRECTION qui contient toutes les informations relatives à une direction (figure 107).

nom du modèle
nombre de directions
nombre de classes de la série POSITION
nombre de classes de la série LUMINOSITE
position du centre du lancer de rayons
indicateur sur la première structure DIRECTION

fig. 106 : la structure MODELE

numéro de la direction
nuancement de cette direction
distance par rapport au centre
valeur de la transition intérieure
valeur de la transition extérieure
indicateur sur la structure DIRECTION suivante

fig. 107 : la structure DIRECTION

Etant donnée la répartition des fonctions d'appartenance de la série POSITION (figure 98), le degré d'appartenance est toujours non nul pour une ou deux classes consécutives. Ainsi, dans la base de données, il ne sera gardé que l'information des deux classes concernées α_i et α_{i+1} et leur degré d'appartenance correspondant. La classe α_i est la première classe ayant une valeur de degré d'appartenance non nul. Le degré d'appartenance à la classe α_{i+1} peut être nul si celui de la classe α_i vaut 1 ou peut ne pas exister si la classe α_i est la dernière classe, soit la trente deuxième.

Il en est de même pour la série LUMINOSITE car la méthode de nuancement choisie donne une valeur d'appartenance de 1 à une unique classe. Il n'est gardé que la classe correspondante à une appartenance non nulle.

Ce principe d'encodage des règles floues est indépendant du nombre de classes de chacune des séries, ce qui permet toute évolution possible du système sans remettre en cause la base de données.

La méthode de détection élaborée dans le système flou va converger vers les points contours de la cavité ventriculaire d'une échographie uniquement grâce aux règles définies précédemment.

5.2.5. LE SYSTEME FLOU

Le système flou permet d'établir la position du contour sur une échographie quelconque en utilisant les règles contenues dans la base de connaissances.

Pour déterminer le contour, on utilise le même procédé que celui employé pour établir la base de connaissances, à savoir : la lecture de l'information sur les différents rayons lancés, puis la description linguistique de cette information, le nuancement de la position et du niveau de gris.

Ces informations sont ensuite comparées à ceux de la base de connaissances par l'application des règles sur l'information nuancée. Le moteur d'inférence décide de conserver ou non un point d'une direction qui servira à la détermination de la position des points contours et, si c'est le cas, de la pondération associée au point.

La convergence du système vers les points contours se fait par l'application de critères de décimation sur l'information conservée après l'inférence.

Pour illustrer notre démarche, nous présentons un exemple dont nous développons toutes les étapes de calcul. La figure 108 est l'image dont on cherche les points contours. Elle est située en entrée du système flou.

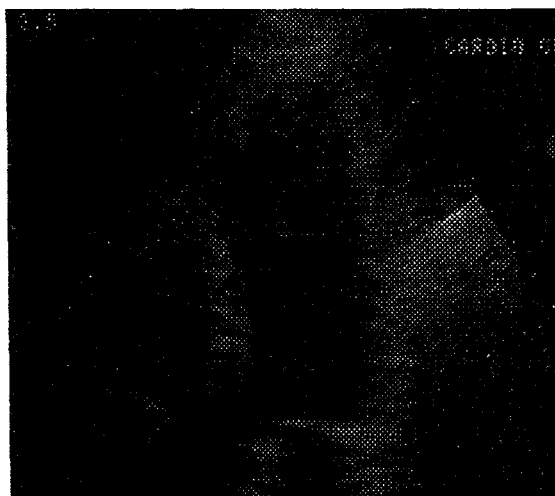


fig. 108 : image étudiée

5.2.5.1. Le nuancement

Le principe de détection repose sur l'étude des points situés sur les rayons. De la même manière que pour étudier le modèle constituant la base de connaissances, le centre du lancer de rayons est déterminé manuellement.

Contrairement à l'étude précédente de l'établissement des règles, nous ne connaissons pas la position du contour, nous cherchons à la déterminer. Pour ce faire, tous les points d'une direction sont étudiés. On limite l'étude au nombre de points utiles en définissant sur les rayons une zone d'intérêt autour d'une position correspondante à celle du point contour qui a servi à la réalisation de la base de connaissances. Dans l'exemple donné sur la figure 109, la marge de la variation de la position autour de celle du point modèle est de 30 pixels. L'ensemble de tous ces points constitue l'univers du discours de la série POSITION. C'est sur ces points que s'appliquent les règles floues (soit au total un univers du discours de 1920 points pour 32 rayons de 60 pixels).

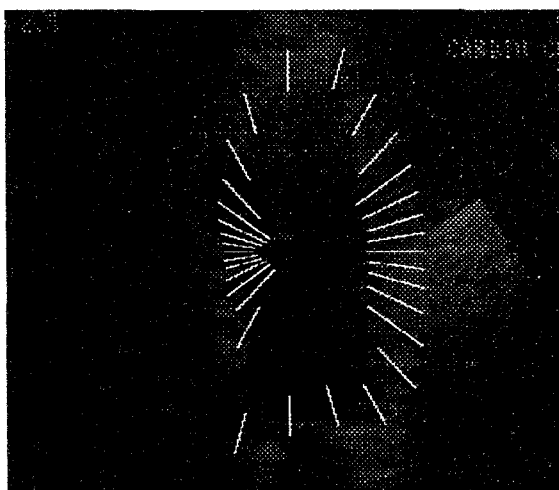


fig. 109 : l'univers du discours ou la zone d'intérêt

Une originalité de cette méthode réside dans le choix du nombre de directions qui est indépendant du nombre de classes de la série POSITION ou du nombre de règles établies dans la base de connaissances. En annexe, il est donné la méthode de calcul du degré d'appartenance à cette série POSITION lorsque le nombre de directions est différent du nombre de classes. La différenciation du nombre de directions de la base de connaissances de celui de l'image à étudier permet d'apporter une plus grande finesse dans la détection. De plus, si la base de connaissances est commune à la détection de plusieurs types d'images de qualité différente, le nombre de rayons lancés dans l'image à étudier est adaptable à celle-ci.

Dans notre étude, nous avons gardé le même nombre de directions car l'image de référence n'est pas trop dissemblable de l'image à étudier.

Pour chaque point appartenant à l'univers du discours, nous relevons la valeur moyenne des niveaux de gris de part et d'autre de celui-ci en considérant le point comme un point frontière. Cette lecture se fait de la même manière que pour celle de la transition du niveau de gris des points contours pris sur l'image de référence. Les niveaux de gris de chaque point sont lissés dans les fenêtres. Il est conservé le niveau de gris moyen lu dans ces fenêtres intérieure et extérieure. Le filtre préserve donc le contour hypothétique passant par le point pris en considération car il n'atténue pas la transition marquant le contour. Le traitement suivant, l'inférence, confirmera ou infirmera cette hypothèse.

5.2.5.2.L'inférence

L'inférence est l'application des règles floues. Si le nombre (N) de règles ne correspond pas au nombre (N') de directions utilisées pour rechercher les points contours, les règles floues sont interpolées car le système nécessite la connaissance d'une règle par rayon. La description de cette interpolation est donnée en annexe.

La règle d'une direction donne les caractéristiques du point contour que l'on devrait obtenir. Ainsi, pour qu'un point appartienne au contour, il faut que ses caractéristiques aient une forte similitude avec celles données par la règle. Le bruit peut fausser les valeurs contenues dans la règle, tout comme celles lues sur l'image dont on cherche le point contour. La mesure de similitude est donc elle aussi faussée.

L'étape d'inférence ne détermine pas la position du point contour mais une valeur d'appartenance à une nouvelle série RESSEMBLANCE qui mesure la similitude qui existe entre la règle et les caractéristiques du point. La valeur d'appartenance à la série RESSEMBLANCE prend en compte toutes ces imprécisions sur les valeurs.

Comme le bruit est difficilement mesurable, nous donnons à la fonction d'appartenance de mesure de similitude entre la valeur donnée par la règle et celle lue sur l'image une forme trapézoïdale.

Cette valeur est modifiée de manière itérative en fonction des résultats obtenus après lecture sur l'image pour inclure toutes les imprécisions amenées par le bruit ainsi que les disparités qui existent entre la référence et l'image à étudier (clichés de patients différents,

instant du cycle cardiaque différent ...). La fonction d'appartenance est modifiée jusqu'à ce que le nombre de points retenus sur la direction soit suffisant. Ce nombre de points retenus est le nombre minimum permettant de prendre une bonne décision.

La série floue "RESSEMBLANCE" est décomposée en trois classes : INTERIEURE, EXTERIEURE et GLOBALE.

Le calcul de la ressemblance intérieure et extérieure se fait de manière similaire. L'une porte sur la valeur moyenne du niveau de gris lue vers l'intérieure de la cavité et l'autre sur la valeur lue vers l'extérieure. Les fonctions d'appartenance correspondant aux classes INTERIEURE, EXTERIEURE et GLOBALE sont décrits dans les paragraphes suivants.

5.2.5.2.1. La fonction d'appartenance adoptée pour l'inférence

La forme des fonctions d'appartenance de la série RESSEMBLANCE est trapézoïdale. Cette forme est celle qui traduit le mieux le comportement de la ressemblance avec la base de connaissances. La ressemblance est forte lorsque les valeurs lues sur l'image à traiter sont proches de celles de la base de connaissances et la ressemblance est d'autant plus faible que les valeurs lues sont de plus en plus éloignées de celles de la base de connaissances.

Cette fonction d'appartenance est initialement établie puis modifiée par itération. La valeur du noyau de la fonction d'appartenance correspond à une variation de plus ou moins 6 niveaux de gris autour de la valeur du centroïde. La valeur du support a une variation de plus ou moins 20 niveaux de gris autour de la valeur du centroïde.

Ces valeurs sont établies d'après les tableaux des figures 85 et 86. Comme leur écart-type moyen est de l'ordre de 6, nous avons fait correspondre cette valeur à la valeur du noyau. La fluctuation maximale autour de la valeur moyenne du niveau de gris est de 33. Elle est rencontrée dans la zone de l'apex externe. Dans les autres zones, elle est inférieure à 20. Nous prendrons donc la valeur de 20 pour constituer le support de la fonction d'appartenance.

Cette forme de fonction d'appartenance est établie d'une manière générale pour tous les rayons, c'est la forme initiale de la fonction d'appartenance. Cette fonction est modifiée

par itération pour obtenir un nombre de points suffisants lors de l'étude direction par direction.

Pour une direction donnée, la fonction d'appartenance F_i centrée sur le centroïde c_i est représentée de la manière suivante (figure 110) :

$$F_i(c_i-20 ; c_i-6 ; c_i+6 ; c_i+20) \quad (125)$$

Les deux valeurs extrêmes de la fonction F_i donnent l'étendue du support et les deux valeurs centrales l'étendue du noyau.

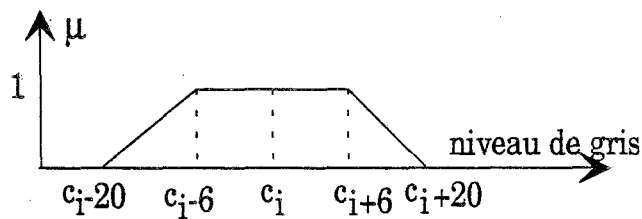


fig. 110 : la fonction d'appartenance initiale

Pour réaliser une bonne détection, il faut retenir un nombre suffisant de points sur les rayons. Avec trop peu de points, les zones conservées peuvent ressembler au modèle sans nécessairement contenir la zone recherchée, et avec trop de points, l'élimination de ceux-ci est plus difficile.

Pour établir une bonne détection, un nombre de 10 points par direction est suffisant. Cette valeur a été déduite de l'analyse faite sur l'image en calculant les valeurs statistiques du niveau de gris dans une fenêtre de taille de 10x10 pixels. De ce calcul, il a été conclu que pour certaine direction la frontière externe s'étale au maximum sur 10 pixels.

Soit POINT la variable qui contient le nombre de points gardé sur une direction. Pour obtenir approximativement 10 points pour chaque direction, les fonctions d'appartenance de la série RESSEMBLANCE sont adaptatives sur chaque direction suivant la valeur de la variable POINT.

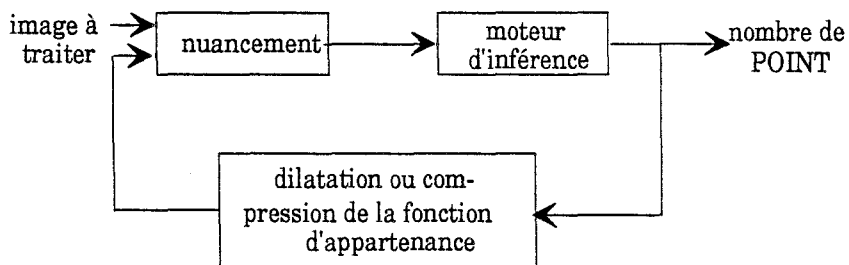


fig. 111 : le nombre de points

La variable POINT est modifiée par des modificateurs linguistiques dont nous donnons la correspondance entre le nombre de points et le choix du modificateur :

- "TROP" de POINT correspond à POINT supérieur à 15.
- "BON" nombre de POINT correspond à POINT compris entre 5 et 15.
- "PAS ASSEZ" de POINT correspond à POINT inférieur à 5.

Dans la théorie du flou, l'emploi du modificateur "TROP" correspond à une compression de la fonction d'appartenance et le modificateur "PAS ASSEZ", au contraire, correspond à une dilatation de cette fonction.

Pour une fonction d'appartenance de forme $F(a,b,c,d)$, une dilatation (figure 112) modifie les paramètres de la fonction d'appartenance de la manière suivante :

$$F(a - 5, b - 1, c + 1, d + 5) \quad (126)$$

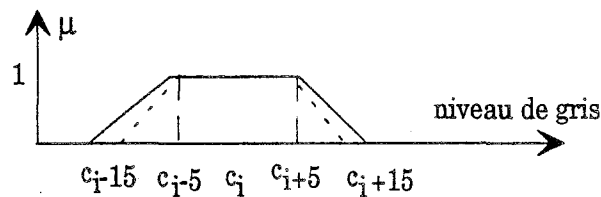


fig. 112 : compression de la fonction d'appartenance

et une compression (figure 113) donne aux paramètres les valeurs suivantes :

$$F(a + 5, b + 1, c - 1, d - 5) \quad (127)$$

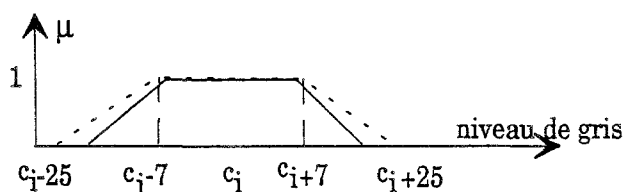


fig. 113 : dilatation de la fonction d'appartenance

Le système auto-adaptatif du calcul du nombre de points par direction est itératif jusqu'à ce que le nombre de points de la variable POINT devienne "BON" ou s'y approche fortement.

La forme de la fonction d'appartenance dilatée au maximum est :

$$F_i(c_i-35, c_i - 9 ; c_i + 9 ; c_i+35) \quad (128)$$

et celle de la fonction compressée au maximum est :

$$F_i(c_i - 5 ; c_i - 3 ; c_i + 3 ; c_i + 35). \quad (129)$$

5.2.5.3. La série CANDIDAT

Pour qu'un point soit conforme à la règle, il doit avoir des degrés d'appartenance de fortes valeurs aux classes INTERIEURE et EXTERIEURE. Le "et" entre les deux degrés d'appartenance est traduit en terme d'ensemble par une intersection. Dans le cas des ensembles flous, l'intersection est faite par l'opérateur min (garder la valeur minimale des deux valeurs possibles).

Le degré d'appartenance de la troisième classe GLOBALE de la série RESSEMBLANCE a pour valeur le résultat de l'intersection des degrés d'appartenance des classes INTERIEURE et EXTERIEURE.

$$\mu_{\text{RESSEMBLANCE}} = \{ \mu_{\text{INTERIEURE}} / \text{INTERIEURE} ; \mu_{\text{EXTERIEURE}} / \text{EXTERIEURE} ; \min[\mu_{\text{INTERIEURE}} ; \mu_{\text{EXTERIEURE}}] / \text{GLOBALE} \} \quad (130)$$

La série CANDIDAT correspond au support de la classe GLOBALE. Le support S d'un ensemble flou ne conserve que les points ayant une valeur d'appartenance non nulle à cet ensemble. Ainsi, la série CANDIDAT est définie par :

$$\text{CANDIDAT} = \text{S}(\text{GLOBAL}) = \{ \mu_{\text{GLOBALE}} / \mu_{\text{GLOBALE}} > 0 \} \quad (131)$$

Dans l'exemple concernant l'image échographique, le nombre de points ayant une ressemblance non nulle est de 965 points (figure 114) sur les 1920 points initiaux (figure 109). Ces points constituent la série CANDIDAT.

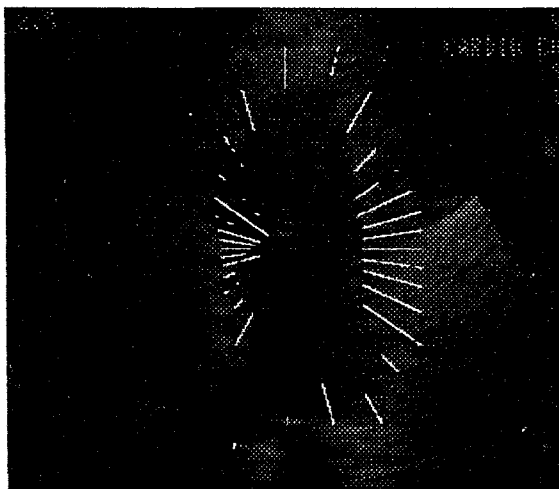


figure 114 : points de la série CANDIDAT

La série CANDIDAT ne contient que les points gardés après les étapes d'itération de l'inférence. Par cette itération, le système devient auto-adaptatif.

5.2.5.4. Les critères de décimation

Les critères de décimation sont au nombre de deux : un critère de ressemblance spatiale et un critère de compacité. Ils permettent de réduire d'une part, l'ensemble des points de la série CANDIDAT afin de ne garder que ceux susceptibles de constituer le contour et, d'autre part; de mesurer la valeur des points situés dans les zones à forte densité de points, associées à un fort degré de ressemblance.

5.2.5.4.1. Le critère de densité spatiale

Le critère de densité spatiale μ_{SPATIALE} mesure, pour chaque point de CANDIDAT, la valeur moyenne de la ressemblance avec le modèle μ_{GLOBALE} dans une zone située autour du point considéré (α_j, r_i) . En effet, la frontière de l'objet est située dans une zone ayant une forte densité de points munie d'une grande similitude avec la référence.

La zone située autour du point (α_j, r_i) est limitée par les n directions situées de part et d'autre de la direction α_j considérée et sur lesquelles on prend en compte p points variants autour de la position r_i du point considéré sur la direction α_j .

La détermination du degré d'appartenance μ_{SPATIALE} à la série SPATIALE est donnée par la formule 132 et est représenté sur la figure 115 :

$$\mu_{\text{SPATIALE}}(\alpha_j, r_i) = \frac{\sum_{u=-n}^n \sum_{v=-p}^p \mu_{\text{GLOBALE}}(\alpha_{j+u}, r_{i+v})}{(2 \cdot n + 1)(2 \cdot p + 1)} \quad (132)$$

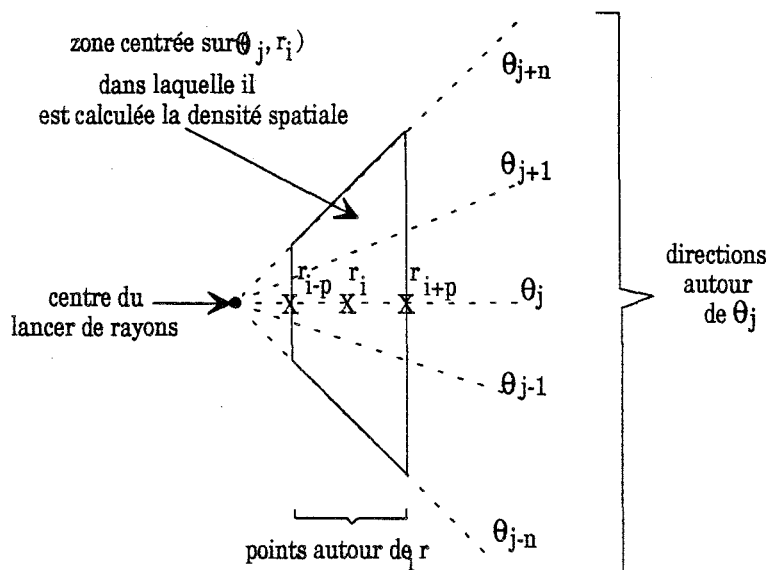


fig. 115 : dans l'image, zone dans laquelle est calculée μ_{SPATIALE}

5.2.5.4.2. Les points de la série FORCE

Les points FORCE sont les points qui donnent une position préliminaire du contour sur les N' directions. Ils doivent posséder des forts degrés d'appartenance à la classe GLOBALE μ_{GLOBALE} et à la série SPATIALE μ_{SPATIALE} .

$$\mu_{\text{FORCE}}(\alpha_j, r_i) = \mu_{\text{SPATIALE}}(\alpha_j, r_i) \times \mu_{\text{GLOBALE}}(\alpha_j, r_i) \quad (133)$$

La série FORCE est constituée des points de chacune des directions ayant le degré d'appartenance maximal pour la direction considérée.

Les points de la série FORCE ont un degré d'appartenance correspondant au produit des degrés d'appartenance des séries SPATIALE et GLOBALE, car pour être un point du contour il doit avoir un grand degré de ressemblance avec le modèle mais aussi une forte densité spatiale de points. Le ou les points FORCE retenus sur chacune des directions θ_j sont les points ayant la valeur de μ_{FORCE} maximale.

$$\mu_{\text{FORCE}}(\alpha_j) = \max [\mu_{\text{SPATIALE}}(\alpha_j, r_i) \times \mu_{\text{GLOBALE}}(\alpha_j, r_i)] \quad (134)$$

Dans les zones de l'image où la variation des caractéristiques de la frontière n'est pas nettement marquée, on peut se retrouver avec de multiples points FORCE provenant de positions consécutives sur une même direction. Alors, seul est conservé le point situé en position médiane.

Si, sur une direction α_j , plusieurs zones ont la même variation de luminosité que celle contenue dans la base de connaissances, on se trouve, pour une direction donnée, avec plusieurs points FORCE. Dans ce cas, on garde les différents points FORCE.

La figure 116 représente les points FORCE que l'on a déterminé à partir des points CANDIDAT représentés sur la figure 114.

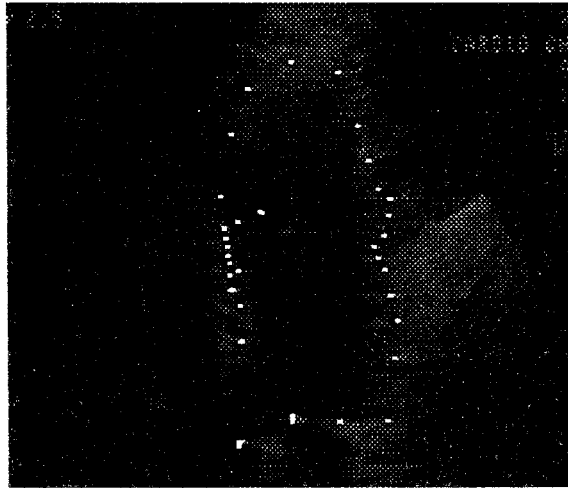


figure 116 : les points FORCE

5.2.5.4.3. Le critère de compacité

Le critère de compacité sélectionne les zones de forte densité de points étant susceptibles d'appartenir au contour. Ces points CANDIDAT doivent ressembler fortement au modèle (μ_{GLOBALE} grand) et être très proches des points FORCE des directions α_j . Un calcul de distance est établi entre un point (α_j, r_j) et les points FORCE des directions voisines (α_{j+u}) . Plus la distance est faible, plus le point considéré a une forte valeur de compacité autour du point FORCE. Donc, pour le critère de compacité, il faut considérer l'inverse de cette distance. Ce calcul de compacité se fait dans une zone autour de la direction concernée.

$$\frac{1}{[d(\alpha_{j+u} ; \alpha_j, r_j)]} \quad (135)$$

Cette zone est délimitée en considérant n directions de part et d'autre de direction α_j .

$$\mu_{\text{COMPACTIE}}(\alpha_j, r_i) = \frac{\sum_{u=-n}^n [\mu_{\text{GLOBAL}}(\alpha_j, r_i) * \mu_{\text{FORCE}}(\alpha_{j+u}) * \frac{1}{d(\alpha_{j+u}; \alpha_j, r_i)}]}{2 * n + 1} \quad (136)$$

5.2.5.5. Le dénuancement

Le dénuancement est la traduction des valeurs des séries floues en une valeur de sortie du système flou. Dans notre cas, la sortie du système flou donne la position des N' points contours situés à une distance $d\alpha_j$ du centre du lancer de rayons. La position du contour sur une direction donnée α_j est le centre de gravité de la position des points de la direction. Ces valeurs sont pondérées par le degré d'appartenance à la série CONTOUR.

Le degré d'appartenance à la série CONTOUR (figure 117) s'établit direction par direction. Pour l'obtenir, ne sont gardés que les points de forte valeur de compacité $\mu_{\text{COMPACTIE}}$, c'est à dire les points dont la valeur de compacité varie entre la valeur de compacité moyenne $m(\alpha_j)$ (formule 137) et celle de compacité maximale $\max(\alpha_j)$ (formule 138) :

$$m(\alpha_j) = \frac{\sum_{i=1}^{p'} \mu_{\text{COMPACTIE}}(\alpha_j, r_i)}{p'} \quad (137)$$

$$\max(\alpha_j) = \max_i [\mu_{\text{COMPACTIE}}(\alpha_j, r_i)] \quad (138)$$

La fonction d'appartenance à la série CONTOUR pour une direction donnée varie linéairement entre la valeur moyenne de compacité et la valeur maximale :

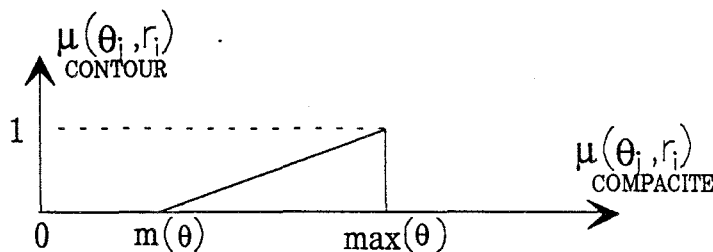


fig. 117 : fonction d'appartenance de la série CONTOUR

Le résultat des calculs de dénuancement donne la position du point contour $d\alpha_j$ pour chaque direction α_j . Cette position $d\alpha_j$ (formule 139) est obtenue par un calcul de centre de

gravité des points de la direction α_j . On pondère la position r_i des p' points par le degré d'appartenance à la série CONTOUR :

$$d\alpha_j = \frac{\sum_{i=1}^{p'} \mu_{\text{CONTOUR}}(\alpha_j, r_i) \times r_i}{\sum_{i=1}^{p'} \mu_{\text{CONTOUR}}(\alpha_j, r_i)} \quad (139)$$

Le contour est obtenu de manière discrète avec les N' points situés sur les directions. Pour obtenir un contour fermé de la cavité ventriculaire, ces N' sont interpolés. Nous utilisons "l'interpolation circulaire" [DEG 92], car cet algorithme respecte le mieux la forme de la cavité.

Le calcul de la compacité détermine les zones de forte densité de points ayant les caractéristiques du contour. Le dénuancement sélectionne le point médian de forte compacité (figure 118) sur chacune des directions. On obtient alors un ensemble de 32 points.



figure 118 : points contours après dénuancement

La segmentation de cette image, représentant le ventricule gauche, est obtenue après interpolation des 32 points contours (figure 119).

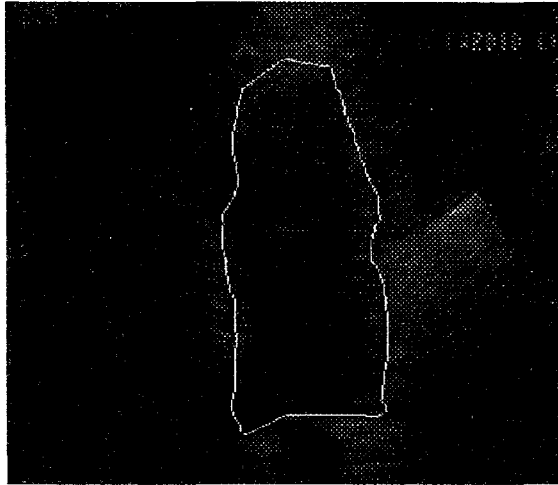


figure 119 : interpolation des points contours

5.2.5.6.L'appréciation des critères de décimation

Il est difficile de démontrer mathématiquement la convergence des critères de décimation. Cependant, nous avons essayé d'apprécier le comportement de ces critères sur deux exemples numériques. D'abord, nous avons considéré un cas idéal où le contour est marqué par une transition franche et abrupte, puis pris un cas plus réaliste où la zone de transition entre l'intérieur et l'extérieur de la cavité est mal précisée et s'étend sur plusieurs pixels.

Les calculs de ces critères se font à partir de la valeur d'appartenance à la série GLOBALE, valeur qui mesure la similitude existante entre les points d'une direction et la règle de cette direction. Si la similitude est totale, la valeur du degré d'appartenance est de 1.

5.2.5.6.1.L'étude sur un cas parfait

Dans le cas idéal, un point contour est caractérisé par une valeur de degré d'appartenance de 1 à la série GLOBALE. Pour chaque point de l'image, la carte μ_{GLOBALE} représente son degré d'appartenance à la série GLOBALE. La figure 120 donne la carte d'appartenance d'un contour idéal correspondant à une transition verticale. Pour ce cas idéal, le but des calculs est de montrer que l'on retrouve bien la position du point contour, c'est à dire du point ayant une valeur de μ_{GLOBALE} de 1.

0	0	0	1	0	0	0
0	0	0	1	0	0	0
0	0	0	1	0	0	0
0	0	0	1	0	0	0
0	0	0	1	0	0	0
0	0	0	1	0	0	0

fig. 120 : carte de μ_{GLOBALE}

Dans cette étude, chaque direction correspond à une ligne des cartes de valeur de degré d'appartenance (tableaux).

Le degré d'appartenance à la série SPATIALE est calculé à l'aide de la formule 132, avec un lissage fait dans une fenêtre qui prend en compte deux directions situées de part et d'autre de la direction concernée ($n = 2$) et qui lisse sur 5 points dans la direction ($p = 2$).

0	0	0,5	0,5	0	0	0
0	0	0,5	0,5	0	0	0
0	0	0,5	0,5	0	0	0
0	0	0,5	0,5	0	0	0
0	0	0,5	0,5	0	0	0
0	0	0,5	0,5	0	0	0

fig. 121 : carte de μ_{SPATIALE}

Pour chaque point, il est calculé une valeur d'appartenance à la série FORCE. Elle résulte du produit du degré d'appartenance de la classe SPATIALE et de la classe GLOBALE (voir formule 133), le résultat est donné dans la figure 122.

Pour chaque direction, on garde le point ayant le degré d'appartenance maximal à la série FORCE (formule 134). Ce point est repéré sur la figure par un trait noir épais (figure 122).

0	0	0	0,5	0	0	0
0	0	0	0,5	0	0	0
0	0	0	0,5	0	0	0
0	0	0	0,5	0	0	0
0	0	0	0,5	0	0	0
0	0	0	0,5	0	0	0

fig. 122 : carte de μ_{FORCE}

Pour chaque point de la série SPATIALE, la valeur de compacité calculée prend en compte la distance séparant ce point aux points FORCE conservés (formule 136).

0	0	0	0,41	0	0	0
0	0	0	0,41	0	0	0
0	0	0	0,41	0	0	0
0	0	0	0,41	0	0	0
0	0	0	0,41	0	0	0
0	0	0	0,41	0	0	0

fig. 123 : carte de $\mu_{\text{COMPACTIE}}$

Dans l'exemple choisi, la fonction d'appartenance de la série CONTOUR est constituée d'un singleton flou, c'est le point contour. Lorsqu'il n'existe sur une direction qu'un point ayant une compacité non nulle, c'est ce point qui est retenu pour être le point CONTOUR de la direction. Sinon, le point contour est le point médian des points de la série CONTOUR.

5.2.5.6.2.L'étude sur un cas possible

Pour simuler un cas se rapprochant d'un cas réel, nous donnons une carte de degré d'appartenance à la série GLOBALE (figure 124) avec des valeurs variant entre 0 et 1. Dans ce cas, la transition du contour n'est pas nette ; elle s'étend sur sept points. Elle est aussi pas bien marquée sur deux directions car, sur celles-ci, la valeur du degré d'appartenance est au maximum de 0,5. Pour chaque direction, le point contour est situé parmi ceux ayant un degré d'appartenance à la série globale non nul.

0	0	0	0	0,6	0,7	0,8	0,7	0,7	0,2	0	0
0	0	0	0	0,3	0,7	0,9	0,8	0,6	0,1	0	0
0	0	0	0	0,1	0,2	0,7	0,7	0,3	0,1	0	0
0	0	0	0,3	0,4	0,4	0,5	0,5	0,4	0,3	0	0
0	0	0	0	0	0,1	0,5	0,5	0,5	0	0	0
0	0	0	0	0,1	0,4	0,7	0,6	0,6	0,3	0	0
0	0	0	0,1	0,2	0,3	0,7	0,8	0,5	0,2	0	0
0	0	0	0,1	0,2	0,3	0,6	0,8	0,3	0,4	0	0
0	0	0	0,1	0,3	0,2	0,7	0,9	0,3	0,2	0	0
0	0	0	0,2	0,1	0,3	0,9	0,8	0,6	0,5	0	0

fig. 124 : carte de μ_{GLOBALE}

Comme dans le cas précédent, les valeurs de μ_{GLOBALE} sont lissées sur 5 directions et sur 5 points. Les deux premières et les deux dernières lignes ne sont pas données sur la carte μ_{SPATIALE} (figure 125) car elles ne peuvent pas être calculées.

0,012	0,072	0,180	0,296	0,416	0,504	0,236	0,396	0,260	0,132	0,218	0
0,016	0,060	0,160	0,260	0,384	0,468	0,388	0,396	0,264	0,132	0,032	0
0,020	0,060	0,172	0,236	0,360	0,436	0,320	0,380	0,260	0,128	0,036	0
0,024	0,068	0,144	0,244	0,372	0,444	0,336	0,384	0,264	0,140	0,048	0
0,016	0,056	0,095	0,232	0,376	0,444	0,336	0,404	0,264	0,124	0,044	0
0,024	0,064	0,120	0,256	0,420	0,504	0,392	0,416	0,308	0,144	0,064	0

fig. 125 : carte de μ_{SPATIALE}

La valeur de μ_{FORCE} est donnée dans le tableau figure 126.

0	0	0	0,029	0,083	0,329	0,252	0,119	0,026	0	0	0
0	0	0,043	0,104	0,154	0,234	0,174	0,158	0,072	0	0	0
0	0	0	0	0,036	0,218	0,160	0,190	0	0	0	0
0	0	0,032	0,024	0,149	0,311	0,269	0,230	0,072	0	0	0
0	0	0,016	0,046	0,113	0,311	0,269	0,202	0,053	0	0	0
0	0	0,012	0,051	0,126	0,212	0,314	0,125	0,123	0	0	0

fig. 126 : carte de μ_{FORCE}

Les cases du tableau encadrées en noir correspondent aux points FORCE, points ayant une valeur de μ_{FORCE} maximale.

La compacité est obtenue en lissant sur 5 directions ($n = 2$). Dans notre exemple, on ne peut calculer la compacité que pour deux directions.

0	0	0	0	0,005	0,047	0,028	0,017	0	0	0	0
0	0	0	0,002	0,022	0,069	0,043	0,023	0,006	0	0	0

fig. 127 : $\mu_{\text{COMPACTITE}}$

Le dénuancement se fait direction par direction. Pour cette étape, il est nécessaire, pour chaque direction de connaître la valeur des compacités moyenne et maximale.

Pour la première direction présentée dans le tableau de la compacité, l'appartenance au contour est nulle pour les points ayant une compacité inférieure à la compacité moyenne de 0,024.

L'équation de la fonction d'appartenance correspondant à la série CONTOUR est linéaire et varie entre la compacité moyenne de 0,024 et la compacité maximale de 0,047 :

$$\mu_{\text{CONTOUR}} = \frac{1}{0,023} \times \mu_{\text{COMPACTITE}} - 1,043 \quad (140)$$

Pour la deuxième direction, l'équation de l'appartenance au contour est la suivante :

$$\mu_{\text{CONTOUR}} = \frac{1}{0,069 - 0,027} \times \mu_{\text{COMPACTIE}} - 0,655 \quad (141)$$

Il est ensuite établi, pour les deux directions données dans le carte de compacité (figure 128), le degré d'appartenance à la série CONTOUR :

0	0	0	0	0	1	0,174	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	1	0,369	0	0	0	0	0

fig. 128 : degré d'appartenance à la série CONTOUR

La position du contour est donnée direction par direction par le calcul du centre de gravité de la position des points d'une direction pondéré par le coefficient d'appartenance du point à la série CONTOUR. Dans l'exemple choisi, ces points sont ceux correspondants au degré d'appartenance de 1 à la série CONTOUR.

Le dénuancement est la dernière étape de l'étude du système flou. Nous obtenons en sortie de celui-ci la position du contour sur chacune des directions, de manière discrète. La segmentation du contour est obtenue par interpolation [DEG 92] des points donnés en sortie du système.

Dans ce chapitre, il a été exposé la méthode de segmentation développée pour les images échocardiographiques et il a été essayé d'estimer la convergence de l'algorithme sur deux exemples théoriques.

Le chapitre suivant donne les résultats obtenus par l'application de l'algorithme sur des images et des séquences d'images échocardiographiques.

TESTS ET RESULTATS

6.1. PERFORMANCE DE L'ALGORITHME

La détection du contour du ventricule est utilisée pour estimer les paramètres morphologiques du ventricule ou pour pratiquer un suivi de contour sur une séquence afin de visualiser le mouvement de la déformation de ces parois. Pour estimer la précision de ces grandeurs, il faut pouvoir quantifier l'erreur commise lors de la détection du contour.

Cette erreur est difficilement mesurable. Même pour des experts car il est impossible de donner avec précision la position du contour. Néanmoins, pour la quantifier, nous avons établi deux indices se référant au contour pris manuellement par un expert médical.

Le premier indice est la différence relative de surface entre le contour détecté et le contour de l'expert et le second est la différence moyenne relative de longueur de rayons qui existe entre les deux contours. Ces indices se mesurent sur une image où le contour détecté automatiquement est superposé au contour pris manuellement par l'expert (figure 129). La figure 130 représente la différence de surfaces qui existent entre les deux contours.

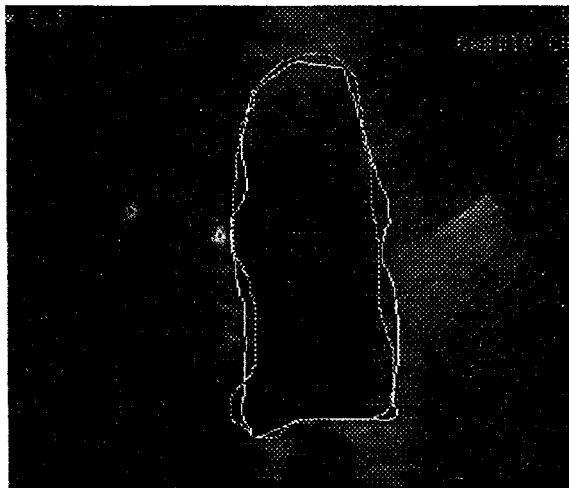


fig. 129 : contour automatique en blanc et contour manuel en gris

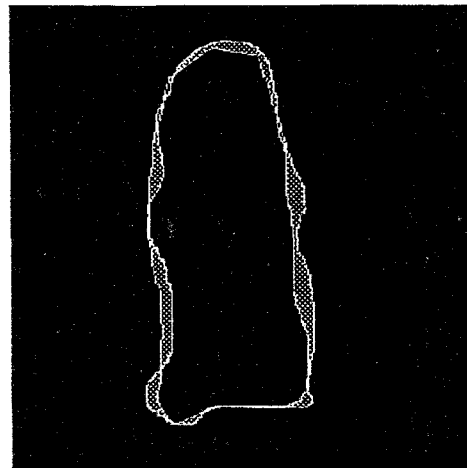


fig. 130 : différence de surface entre les deux contours

La différence relative de surface ΔS est la différence de surface existante entre les deux contours manuellement et automatiquement rapportée à la surface du contour manuel $S_{manuelle}$:

$$\Delta S = \frac{\sum_{i=1}^N |\Delta s_i|}{S_{manuelle}} \quad (142)$$

La différence moyenne relative de longueur de rayons ΔD calcule la différence de longueur des rayons pour chaque valeur d'angle θ entre le contour obtenu manuellement et celui obtenu automatiquement. Cette somme est rapportée à la longueur du rayon $D_{i_{\text{manuelle}}}$ correspondant au contour manuel.

Pour un angle θ , la différence moyenne relative de longueur de rayons ΔD est une valeur moyenne établie sur les N directions du lancer de rayons.

$$\Delta D = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|\Delta d_i|}{D_{i_{\text{manuelle}}}} \quad (143)$$

Pour la vue donnée sur la figure 130, on obtient les résultats suivants :

$$\Delta S = 9,4\% \quad ; \quad \Delta D = 8,3\%$$

6.2. ROBUSTESSE DU SYSTEME DE SEGMENTATION

Pour tester la robustesse du système de segmentation, l'algorithme de détection a été appliqué sur une image de synthèse, l'objet à segmenter a pour niveau de gris (ndg) 80 et un fond de niveau de gris 50. Ainsi pour chacune des directions α_i , la règle utilisée est la suivante :

Si la direction est $\{1/\alpha_i\}$ ALORS la transition de la LUMINOSITE de part et d'autre du contour varie de la classe $\{80\}$ à la classe $\{50\}$.

Pour mettre en évidence la robustesse de l'algorithme vis-à-vis du bruit et vis-à-vis de la position du contour, nous testons cet algorithme sur des images de synthèse. Les images créées sont de deux types : le premier contenant un objet noyé dans du bruit, le second un objet à frontières non abruptes, en forme de rampe.

6.2.1. ROBUSTESSE VIS-A-VIS DU BRUIT

L'image de synthèse représente un quart de cercle sur laquelle il est superposé un bruit aléatoire. Le bruit aléatoire est une variable aléatoire discrète dont la densité de

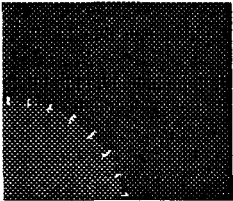
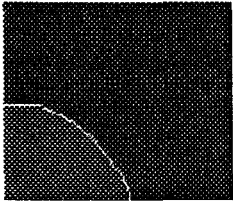
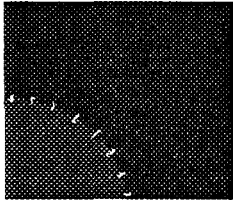
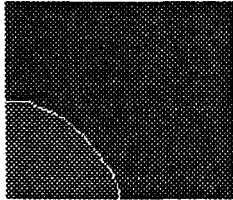
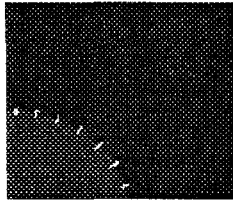
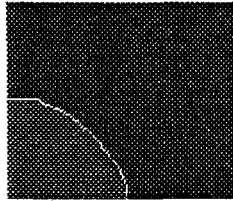
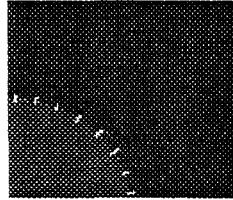
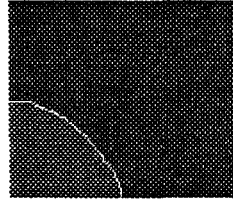
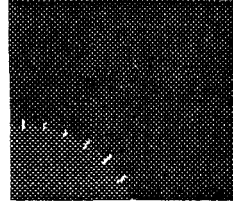
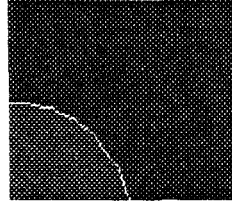
probabilité est uniforme, et son amplitude est toujours positive. Pour créer différentes images tests, l'amplitude maximale du bruit est modifiée, ce qui modifie l'écart-type du bruit

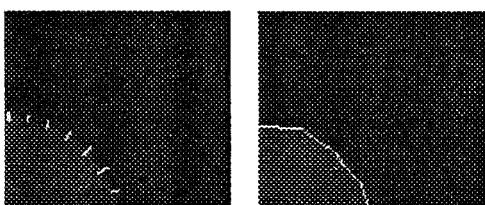
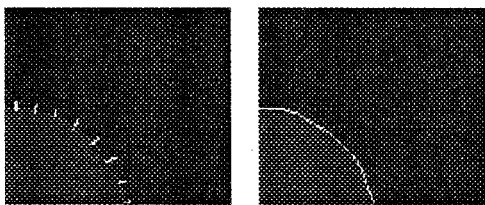
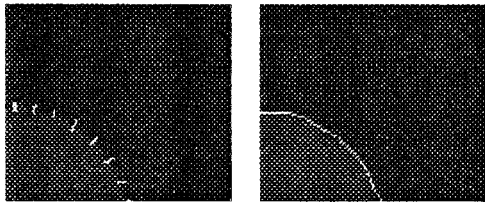
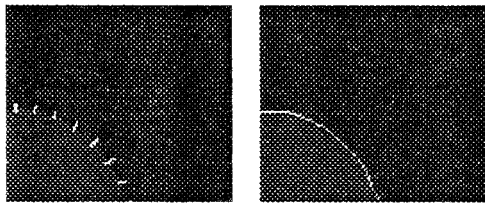
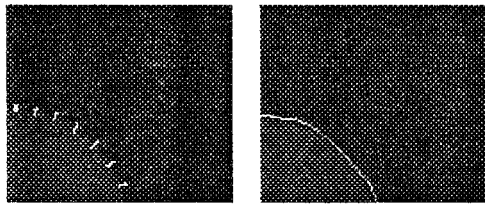
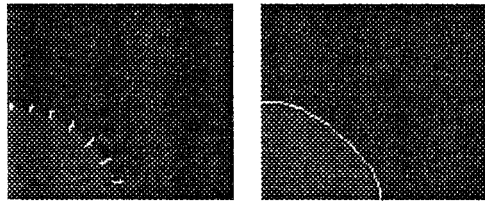
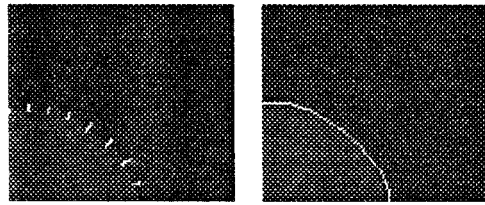
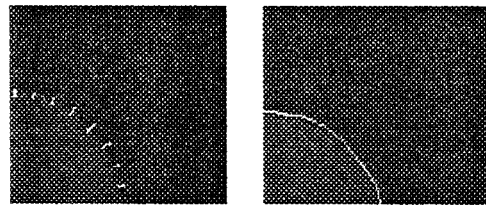
$$\sigma = \sqrt{E[(ndg)^2] - E[ndg]^2} \quad (144)$$

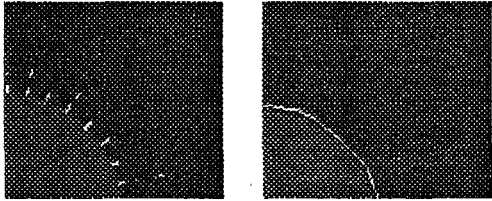
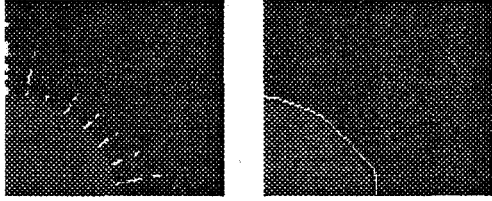
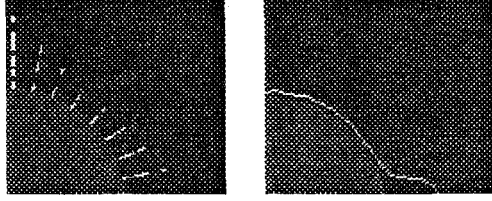
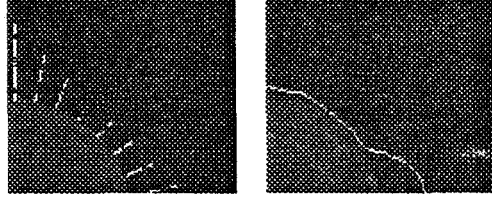
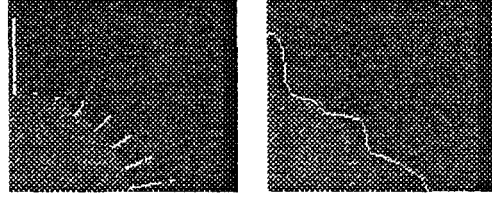
Les images du tableau suivant représentent des images de synthèses sur lesquelles l'algorithme a été appliqué. La première colonne contient les images de synthèse superposées de l'ensemble des points ayant une similitude avec la référence, appartenance non nulle à la série GLOBALE.

Les images de la deuxième colonne représentent les images de synthèses et le contour obtenu après détection.

Les caractéristiques du bruit ajouté à l'image sont données dans la troisième colonne du tableau. On y trouve son amplitude maximale et son écart-type. Le bruit varie de manière aléatoire entre la valeur 0 et la valeur maximale donnée.

1			écart-type = 0,5 amplitude maximale : 1
2			écart-type = 0,81 amplitude maximale : 2
3			écart-type = 1,12 amplitude maximale : 3
4			écart-type = 1,41 amplitude maximale : 4
5			écart-type = 1,71 amplitude maximale : 5

6		<p>écart-type = 2 amplitude maximale : 6</p>
7		<p>écart-type = 2,29 amplitude maximale : 7</p>
8		<p>écart-type = 2,58 amplitude maximale : 8</p>
9		<p>écart-type = 2,87 amplitude maximale : 9</p>
10		<p>écart-type = 3,16 amplitude maximale : 10</p>
11		<p>écart-type = 3,45 amplitude maximale : 11</p>
12		<p>écart-type = 4,61 amplitude maximale : 15</p>
13		<p>écart-type = 5,76 amplitude maximale : 19</p>

14		écart-type = 7,21 amplitude maximale : 24
15		écart-type = 7,89 amplitude maximale : 27
16		écart-type = 8,65 amplitude maximale : 29
17		écart-type = 9,23 amplitude maximale : 31
18		amplitude maximale : 63

Les résultats de l'application de l'algorithme donnés ci-dessus amènent à les classer en trois types : contour obtenu avec une très bonne précision, contour représentant la frontière de l'objet et contour divergent.

La segmentation est dite de très bonne précision (images 1 à 5 du tableau précédent) quand il est impossible de mesurer l'écart de surface entre le contour réel et celui détecté. Dans ces cas, l'amplitude du niveau de bruit vaut au maximum de 5. Le rapport entre l'amplitude maximale du niveau de bruit et l'amplitude de la variation du niveau de gris de l'objet avec le fond de l'image est de 6%.

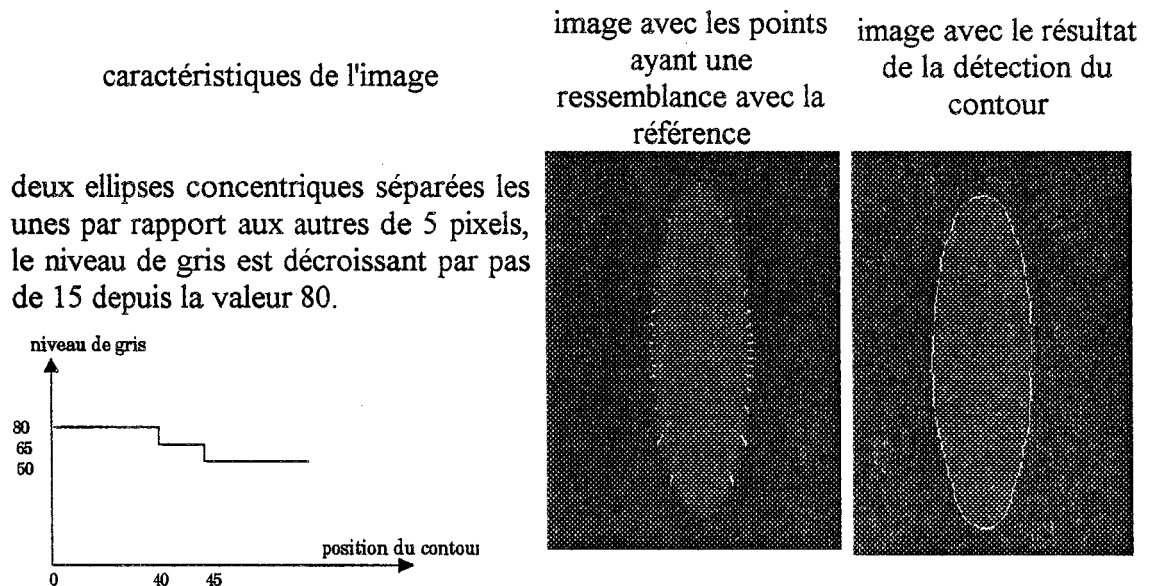
Lorsque le contour représente la frontière de l'objet tout en commettant une erreur acceptable sur la position du contour, la segmentation est dite acceptable. Dans ce cas, l'amplitude du bruit varie entre 6 et 25 et le rapport entre l'amplitude maximale du bruit et celle de la variation du niveau de gris de l'objet avec le fond de l'image est compris entre 6% et 71%.

La segmentation est considérée comme divergente quand le contour détecté ne correspond plus à celui de l'objet. Pour l'exemple présenté, le rapport entre l'amplitude maximale du bruit et celle de la variation du niveau de gris de l'objet avec le fond de l'image est supérieure 71%.

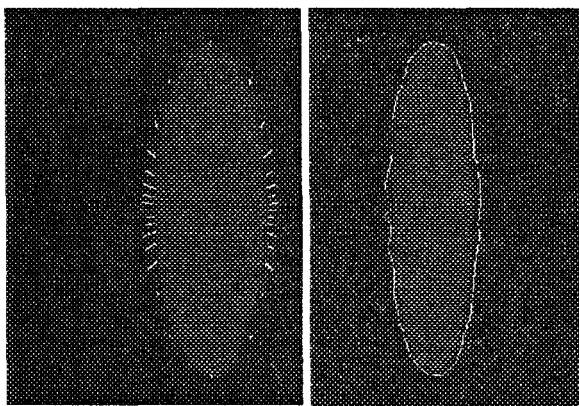
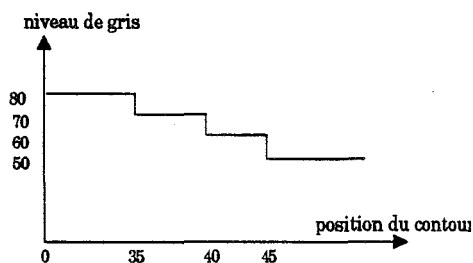
Ces valeurs n'ont été constatées que sur quelques images de synthèse. Elles demandent à être confirmées sur d'autres images. Cependant, elles donnent déjà un ordre de grandeur possible du bruit par rapport à l'amplitude du signal.

6.2.2. ROBUSTESSE VIS-A-VIS D'UN CONTOUR ETENDU SUR PLUSIEURS PIXELS

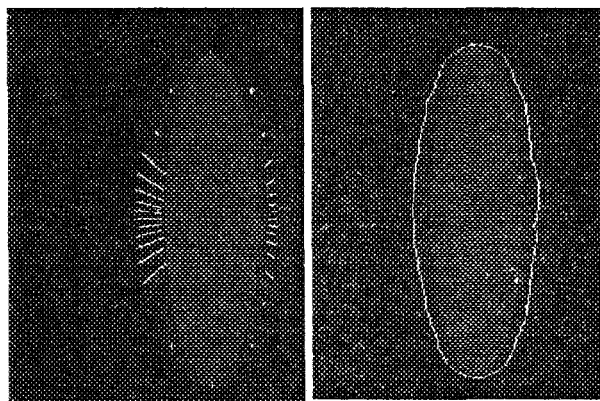
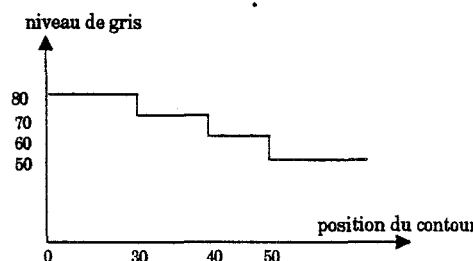
Le deuxième critère que nous avons voulu mettre en évidence est la possibilité de détecter un contour s'étalant sur plusieurs pixels. Pour cela, nous avons créé des images de synthèse où le contour est marqué par des niveaux de gris différents de celui de l'intérieur de l'objet. La description du contour est faite dans la première colonne du tableau ci-dessous. La seconde colonne donne les images de synthèse sur lesquelles figure l'ensemble des points ayant une similitude avec la référence. La troisième colonne est l'image de synthèse superposée au le contour résultant de la segmentation.



trois ellipses concentriques séparées les unes par rapport aux autres de 5 pixels, le niveau de gris est décroissant par pas de 10 depuis la valeur 80.



trois ellipses concentriques séparées les unes par rapport aux autres de 10 pixels, le niveau de gris est décroissant par pas de 10 depuis la valeur 80.



On constate que, lorsque la frontière s'étale spatialement sur plusieurs points, le contour détecté se trouve à une position médiane dans la zone d'incertitude du contour.

En effet, dans l'algorithme, il est donné une valeur d'appartenance à la classe GLOBALE de la série RESSEMBLANCE (similitude avec la référence) qui est la valeur minimale de la ressemblance avec le niveau de gris de l'objet et le niveau de gris du fond de l'image. Les points sur le bord de la zone d'incertitude et proche du fond de l'image ont une forte ressemblance avec le fond et une ressemblance moyenne avec l'objet. Les points sur le bord de la zone d'incertitude près de l'objet ont une forte ressemblance avec l'objet et une ressemblance moyenne avec le fond. Et, les points situés dans la zone d'incertitude ont une valeur moyenne dans les deux cas. Comme il est gardé la valeur minimale de la ressemblance avec le fond et avec l'objet, quelle que soit la position du point dans la zone d'incertitude, ils ont tous une valeur moyenne de ressemblance. Comme les critères de décimation sont des critères de lissage spatial, il en résulte donc que le point en position médiane de la direction est conservé.

La fonction d'appartenance de la série RESSEMBLANCE est de forme trapézoïdale. Il serait intéressant de faire une étude en modifiant cette forme pour orienter la décision en lui donnant une forme trapézoïdale non symétrique ou une forme triangulaire.

On constate pour des images de synthèse dont l'objet et le fond de l'image sont parfaitement définis que l'algorithme n'est pas divergent dans le cas d'une transition non abrupte et il donne de très bons résultats pour un rapport amplitude du bruit sur l'amplitude du signal inférieur à de 6%. Il donne un résultat satisfaisant pour un rapport inférieur à 70%.

Dans les paragraphes suivants, cet algorithme est testé sur des images échocardiographiques.

6.3. APPLICATION AUX SEQUENCES

L'algorithme de détection est appliqué à des séquences d'images échocardiographiques.

Dans un premier temps, une seule référence est établie et est utilisée pour toutes les vues de la séquence. Dans un deuxième temps, la référence est différente pour toutes les vues : pour détecter le contour d'une vue à un instant donné, celui déterminé à l'instant précédent est utilisé comme référence.

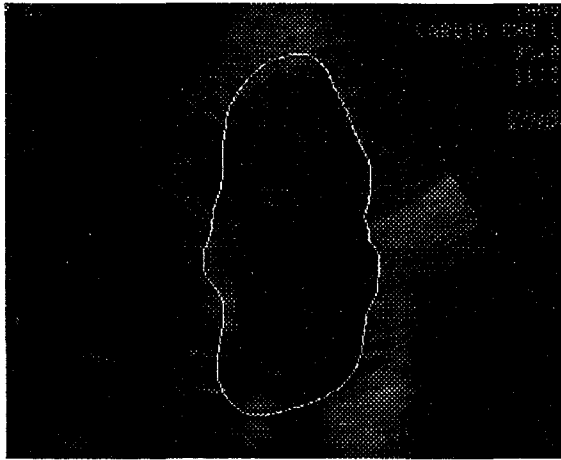
Cette détection de contour est réalisée sur deux séquences d'images. La première présente des images faiblement contrastées et l'autre des images fortement contrastées, provenant d'un patient autre.

6.3.1. UN MODELE COMMUN A TOUTES LES VUES

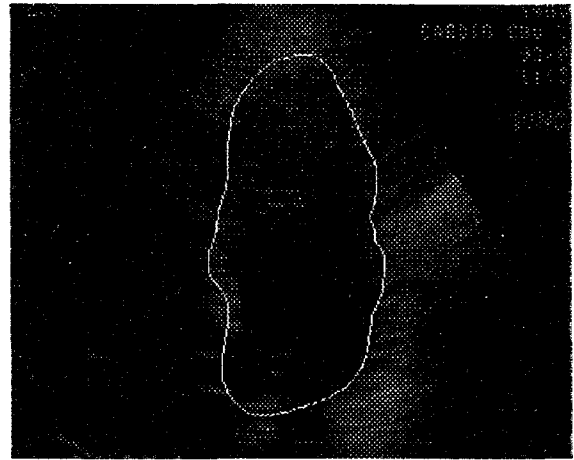
6.3.1.1. Résultats sur la première séquence

L'algorithme a été testé sur une séquence de dix-huit vues représentant une partie d'un cycle cardiaque. Le modèle utilisé pour établir les caractéristiques du contour est une vue de la séquence (vue 7). Sur chacune des vues, la détection est réalisée de manière automatique par l'algorithme. La position du centre de la cavité est déterminée manuellement sur la première vue et est calculée automatiquement par la méthode du centre médian pour les autres vues à partir du contour détecté sur la vue précédente.

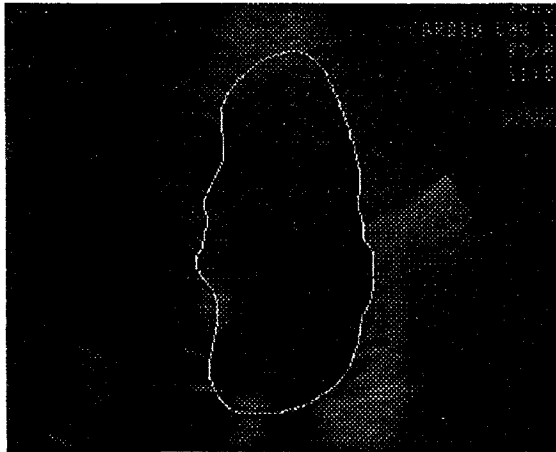
La séquence ci-après représente les clichés échocardiographiques sur lesquels sont superposés les contours détectés automatiquement par l'algorithme.



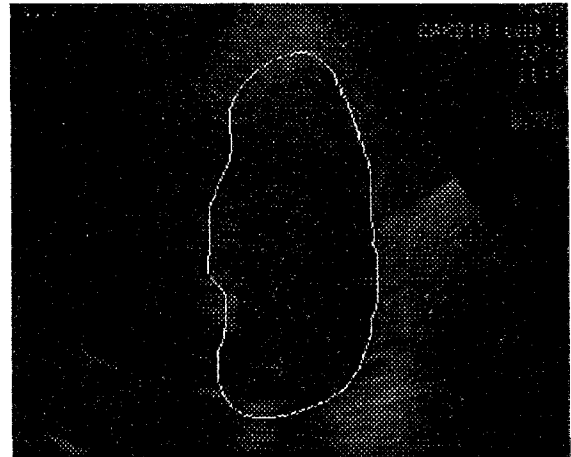
vue 1



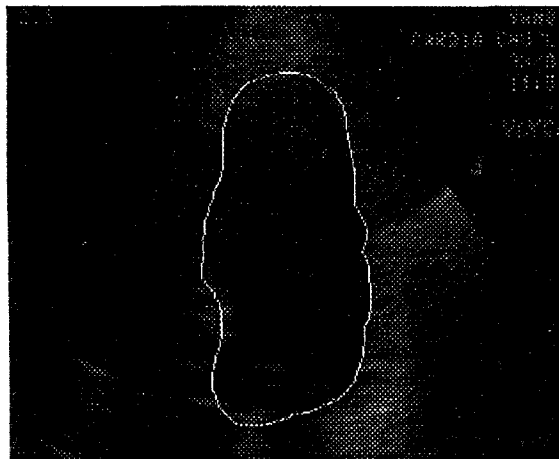
vue 2



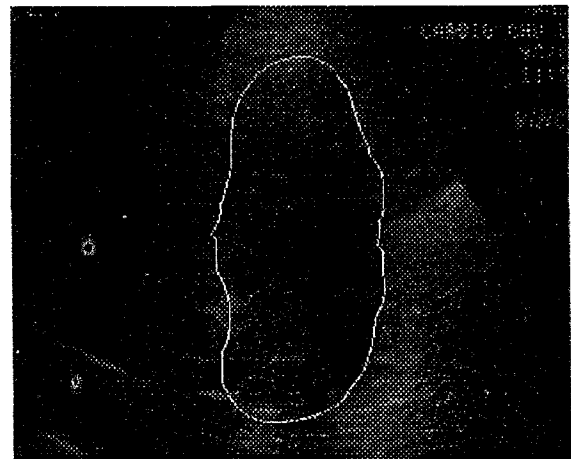
vue 3



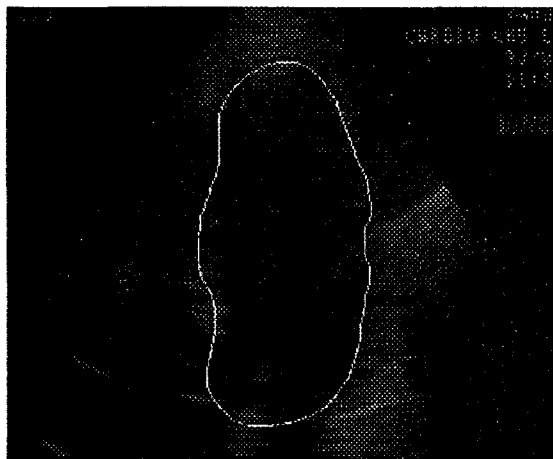
vue 4



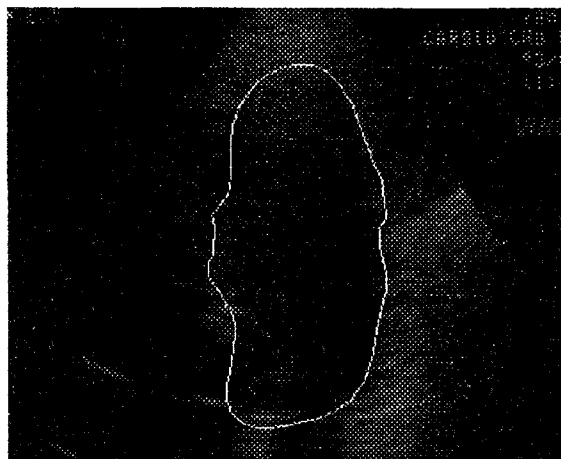
vue 5



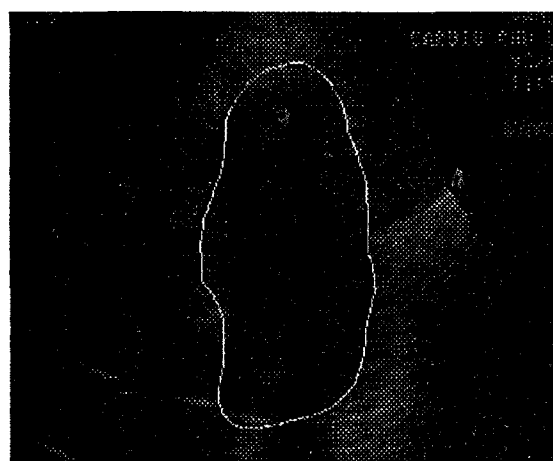
vue 6



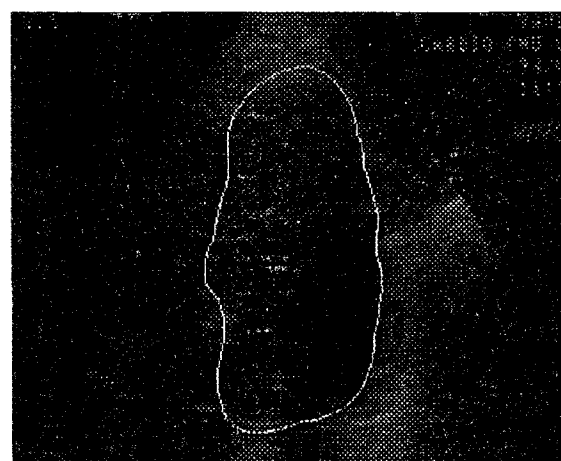
vue 7



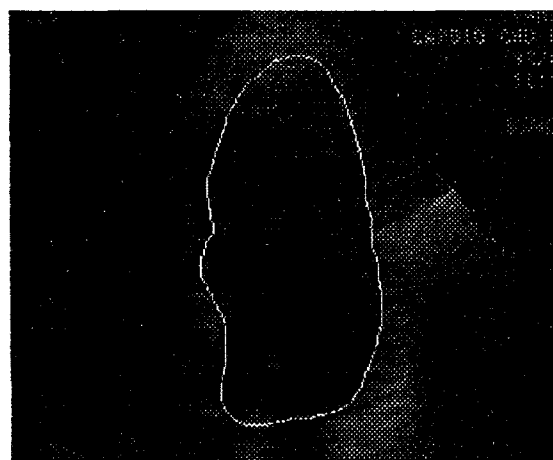
vue 8



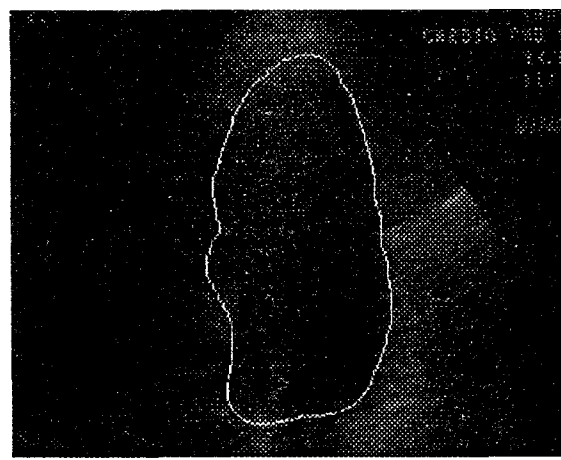
vue 9



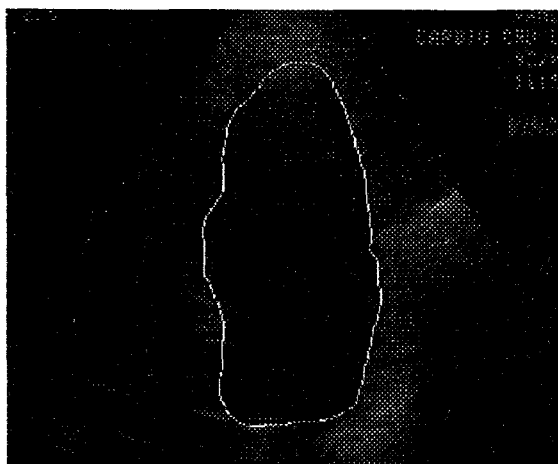
vue 10



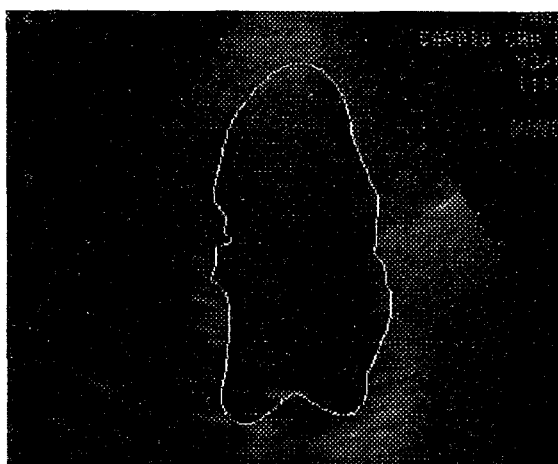
vue 11



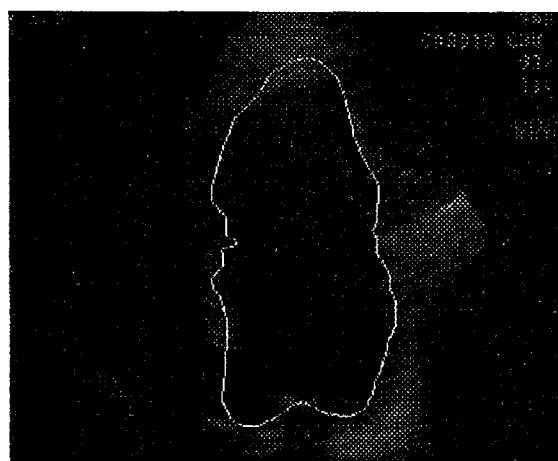
vue 12



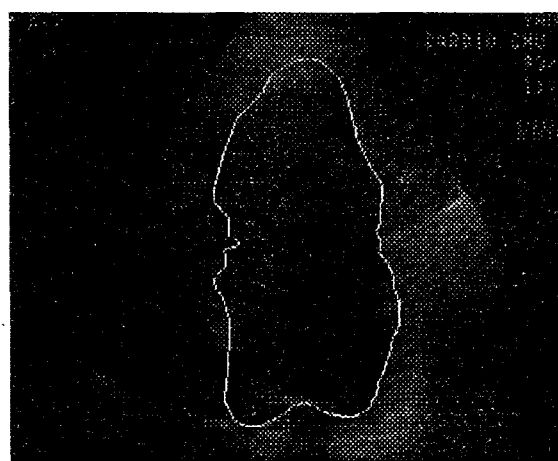
vue 13



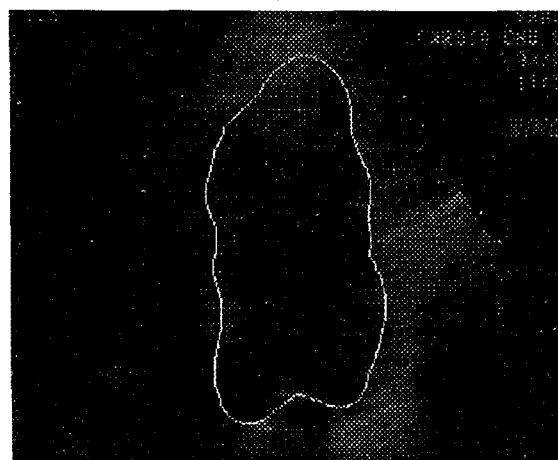
vue 14



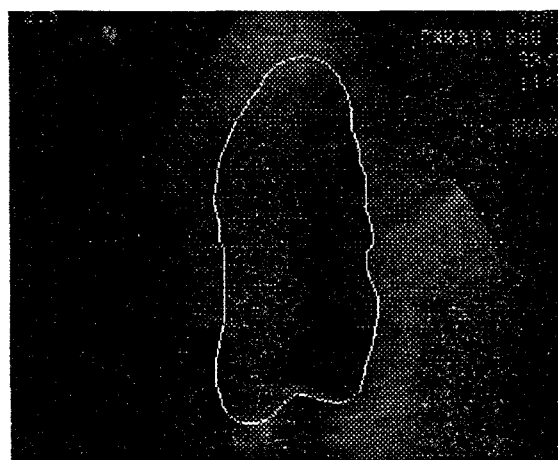
vue 15



vue 16



vue 17



vue 18

Une estimation de l'erreur de surface ΔS est faite sur cette séquence. L'erreur commise par une mauvaise détection de la valve mitrale n'est pas prise en considération car une détection plus fine de cette valve doit venir compléter et affiner cette détection. La surface erreur est celle comprise entre le contour détecté automatiquement et le contour pris par un expert.

Les différentes valeurs d'erreur de surface ΔS trouvées sont reportées dans le tableau suivant :

numéro de l'image	ΔS en %
1	8,77
2	8,81
3	8,13
4	8,67
5	8,76
6	8,90
7	8,33
8	9,89
9	8,18
10	9,27
11	8,45
12	9,32
13	8,95
14	9,06
15	9,12
16	8,76
17	8,23
18	8,41

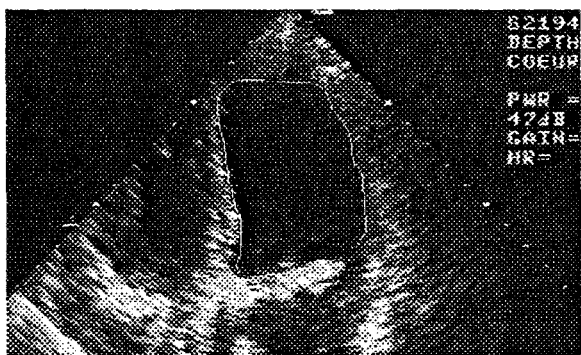
L'erreur de surface fluctue entre 8,13 et 9,32%. L'erreur moyenne pour la séquence est de :

$$\sum_{i=1}^{18} \Delta S = 8,77\%$$

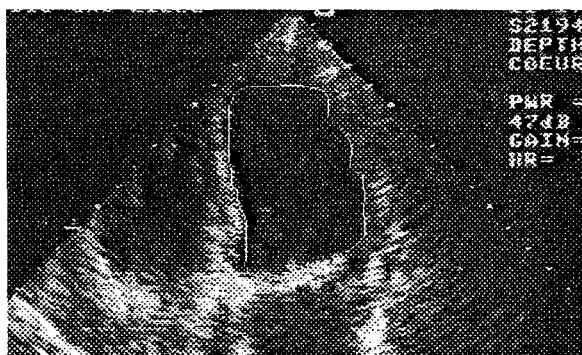
Pour la vue utilisée comme image de référence (vue 7), l'erreur n'est pas nulle. En effet, comme la méthode utilise des lissages, les points retenus comme points de contour ne sont pas nécessairement ceux qui ont été utilisés pour établir la référence. Nous en déduisons que cette mesure d'erreur de surface peut être un critère de mesure de robustesse de l'algorithme. Dans notre étude, une erreur de 8,33% correspond à une bonne détection.

6.3.1.2. Résultats sur la seconde séquence

Nous avons testé l'algorithme sur une deuxième séquence obtenue sur un autre patient avec des réglages différents de l'échographe. Les images suivantes représentent cette deuxième séquence. L'image de référence est la première vue. Le centre de la cavité est établi de la même façon que pour la première séquence.



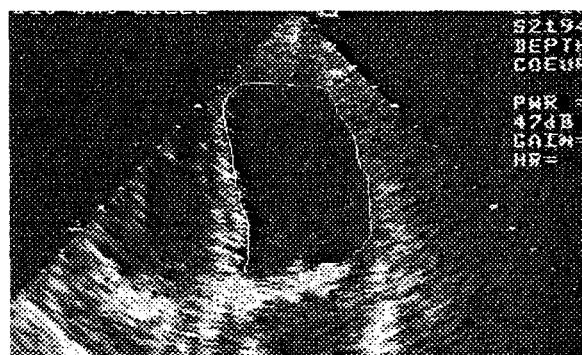
vue 1



vue 2



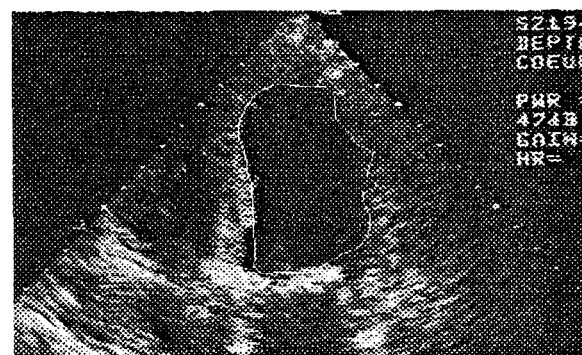
vue 3



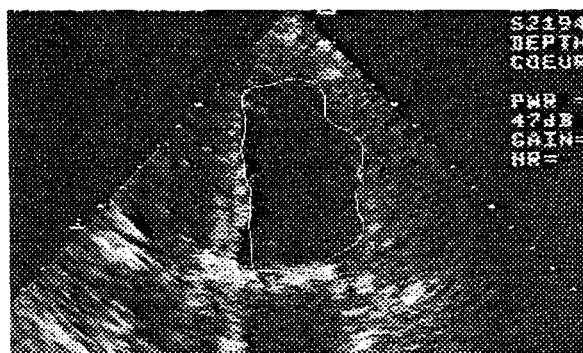
vue 4



vue 5



vue 6



vue 7

Sur cette séquence, nous avons mesuré l'erreur de surface entre le contour détecté automatiquement et le contour pris par un expert. Nous obtenons les résultats suivants :

numéro de l'image	ΔS en %
1	4,27
2	5,33
3	4,46
4	4,62
5	5,84
6	5,92
7	6,88

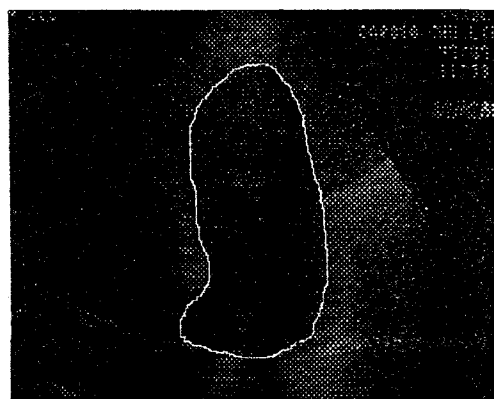
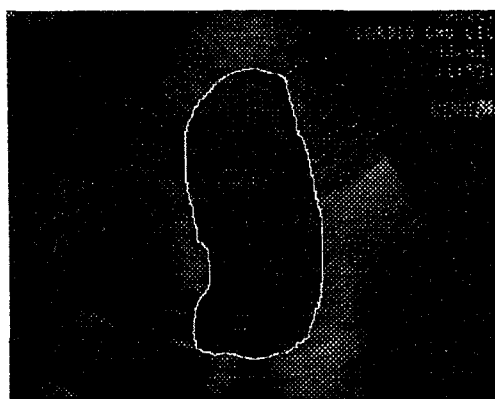
Pour cette séquence, l'erreur commise est moins grande que celle de la séquence précédente. En effet, l'image est mieux contrastée et une partie du contour est formée par une transition relativement franche, d'où une meilleure détection.

6.3.2. VUE PRECEDENTE SERVANT DE MODELE

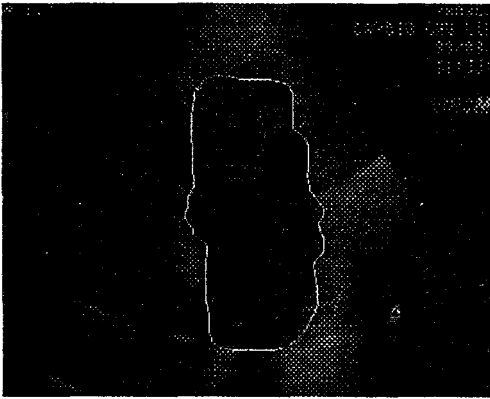
6.3.2.1. Résultats sur la première séquence

Le ventricule gauche est une cavité déformable qui contient du sang en quantité variable suivant l'instant du cycle cardiaque. Les caractéristiques du contour, le niveau de gris à l'intérieur et à l'extérieur de la cavité, évoluent au cours du temps. Pour essayer d'affiner la détection, le contour détecté automatiquement sur la vue précédente est utilisé comme référence pour la vue suivante.

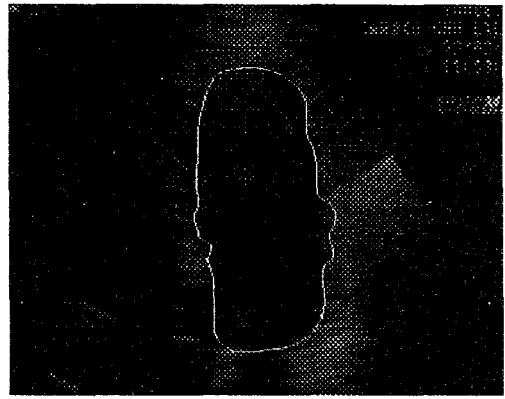
Les vues suivantes présentent l'image et le contour détecté.



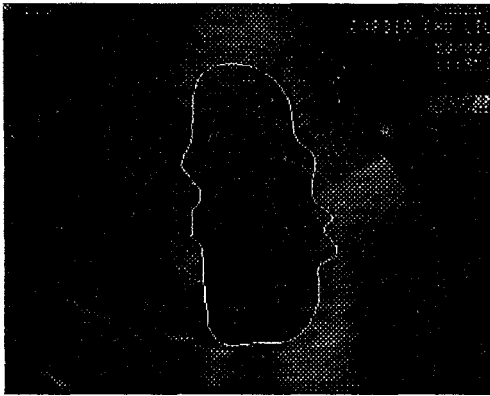
vue 1



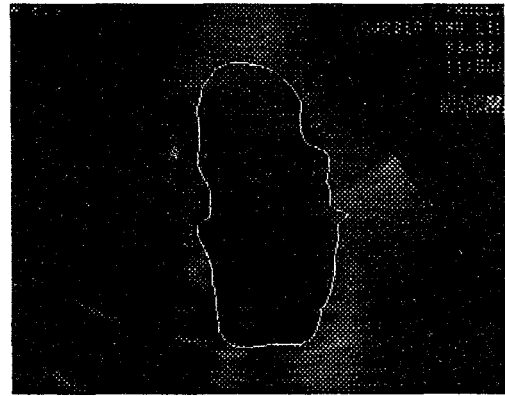
vue 2



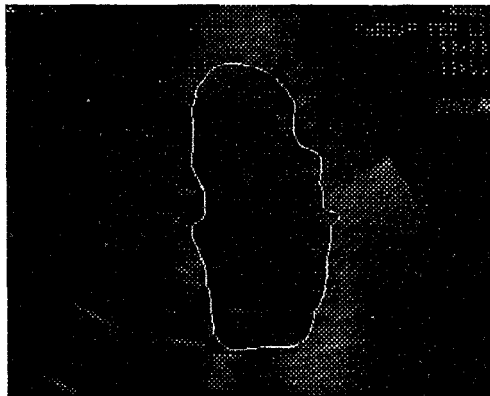
vue 3



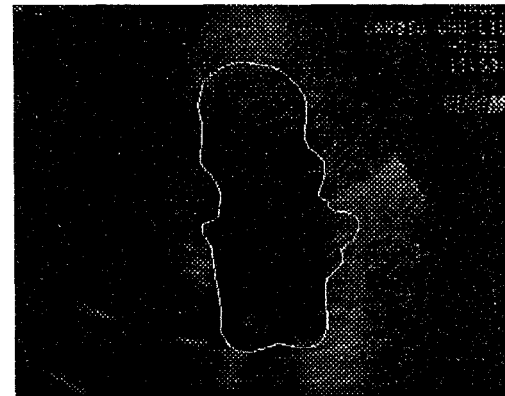
vue 4



vue 5

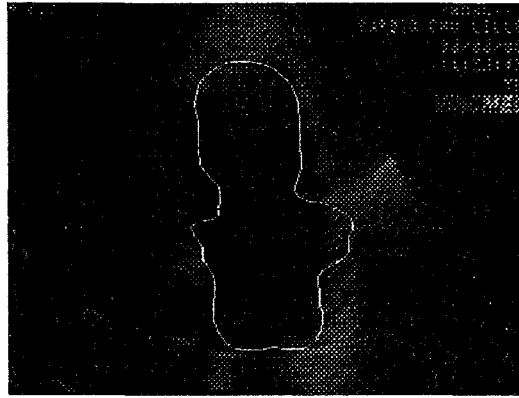


vue 6



vue 7

vue 8

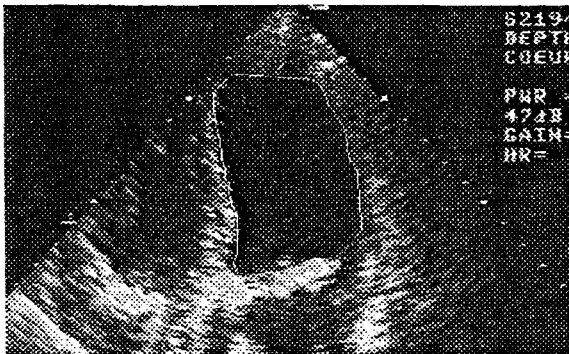


vue 9

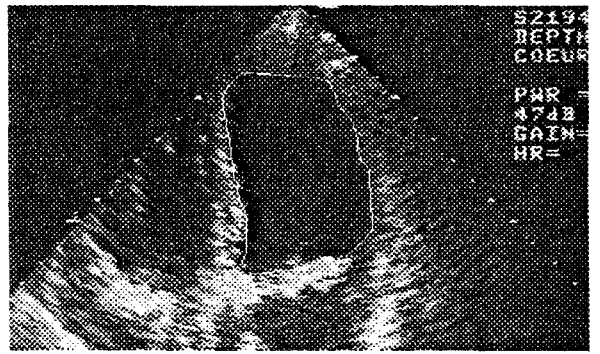
En observant le contour détecté sur les différentes vues, on remarque qu'il y a propagation de l'erreur de détection. En effet, comme le contour précédent sert de modèle pour la vue suivante, si la détection présente des défauts, le contour trouvé n'est pas celui représentant exactement la frontière de l'objet, la base de connaissances ne va donc pas contenir l'information exacte de la transition intérieure-extérieure de la cavité, mais uniquement l'information de l'intérieur ou de l'extérieur de la cavité. Aussi, sur la vue suivante, c'est l'intérieur ou l'extérieur de la cavité qui est détecté (voir les vues 8 et 9), l'information de la transition intérieure et extérieure de la cavité est perdue et la détection diverge.

6.3.2.2. Résultats sur la seconde séquence

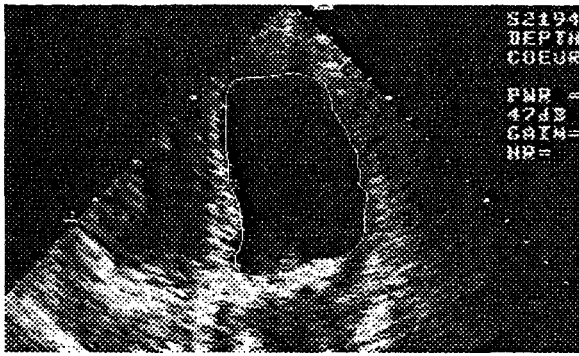
Cette méthode de détection utilisant le contour précédent comme modèle est utilisée pour détecter le contour sur la deuxième séquence. Les résultats obtenus sont donnés dans le tableau suivant.



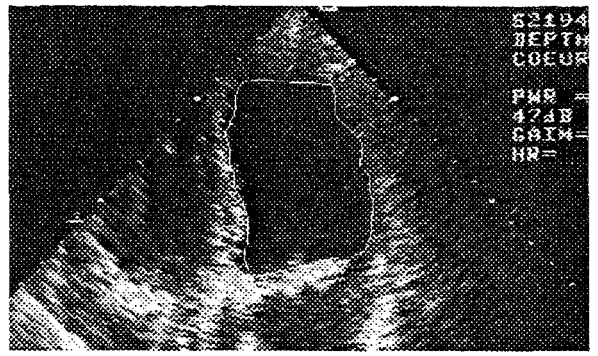
vue 1



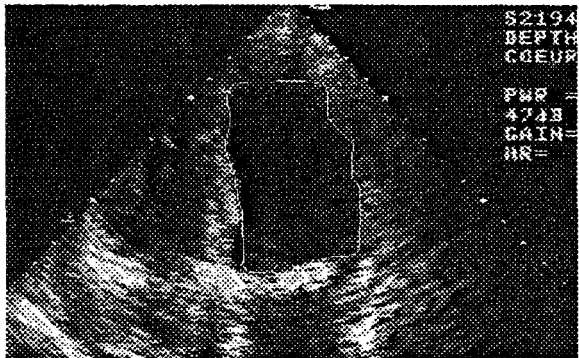
vue 2



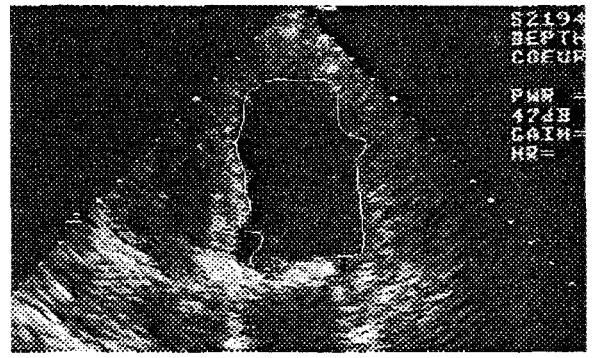
vue 3



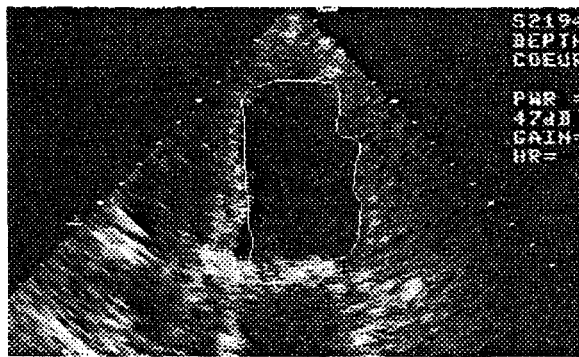
vue 4



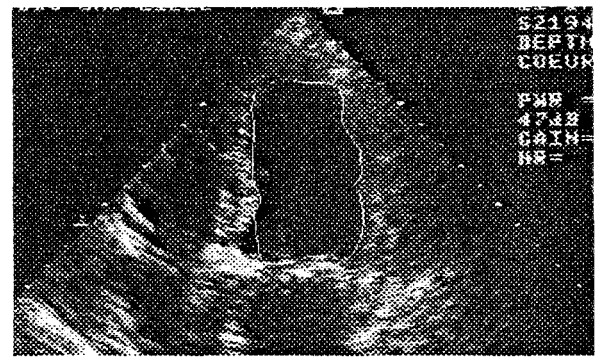
vue 5



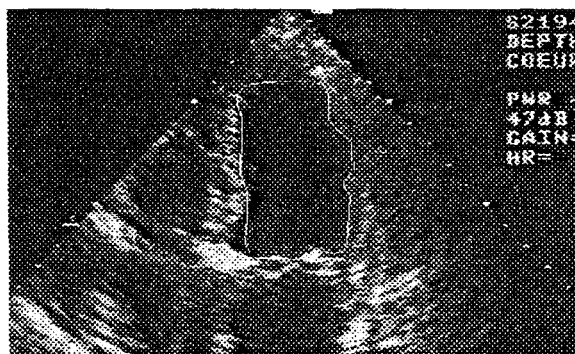
vue 6



vue 7



vue 8



vue 9

Pour cette séquence, la divergence du contour est moins importante que pour la première séquence car l'image est meilleure. Il y a divergence au niveau de la pointe du coeur à partir de la vue 5 et au niveau de la chambre de chasse de l'aorte.

A la vue des résultats sur ces deux exemples de détection utilisant la vue précédente comme référence, on peut conclure que la méthode n'est pas satisfaisante car elle diverge sans possibilité de retrouver la position du vrai contour sur les vues suivantes.

Pour mesurer l'imprécision de la position d'un contour, nous avons commencé une étude statistique. Nous avons fait déterminer une vingtaine de fois, par une même personne, la position du contour d'une même vue. La vue est de contraste moyen, elle est donnée figure 131. Nous constatons que l'écart de surface relative entre tous les contours est compris dans la fourchette de 4% à 8%, valeurs reconnues par les experts eux-mêmes.

Il faut comparer ces valeurs à l'écart de surface possible que l'on a déterminé dans les exemples déjà traités. Nous avons vu que l'on pouvait avoir une erreur relative de surface d'environ 10% pour une détection non divergente. Pour qualifier l'algorithme de fiable, il faut que le contour détecté soit situé dans la zone possible de contours donnés par un expert. Nous pensons donc qu'il est nécessaire d'affiner cette méthode pour améliorer les résultats.

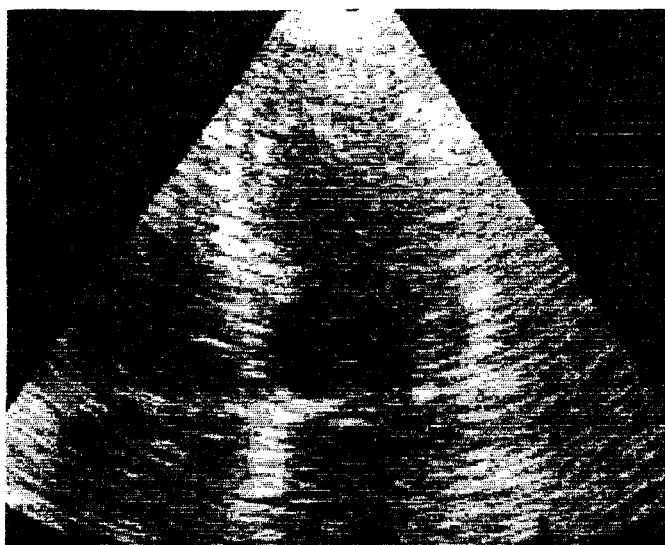


fig. 131 : vue qui a servi pour faire l'étude de la disparité de la position du contour pour un expert donné

Dans le cas de la détection où la référence est commune à plusieurs vues, la détection n'est pas divergente. Pour la suite des traitements, la reconstruction en 3D, nous retenons cette

dernière méthode que nous affinerons en ajoutant, par exemple, un critère de lissage temporel car nous n'utiliserons pas cet aspect séquentiel.

Cette étude est actuellement testée sur peu de cas. Ces premiers tests ont néanmoins permis de donner l'orientation de l'étude à savoir une référence commune pour plusieurs cas. Et plusieurs références pour un cycle. Quatre références pour un cycle doivent être suffisante. Une référence correspondant à la systole (ventricule le plus contracté), à la diastole (ventricule le plus dilaté) et deux autres références correspondant à des instants compris entre la systole et diastole, l'un pour la phase de contraction et l'autre pour la phase de dilatation.

Il faut valider cette méthode en testant sur tous les types de patients possibles : échogènes ou pas, pathologiques ou pas et sur les différents échographes disponibles.

Les résultats obtenus seront à comparer avec les contours définis par différents experts car nous avons constaté qu'il existe une disparité entre les experts. En effet, chaque expert a une habitude de travail différente. Il détecte la position du contour en fonction des réglages de l'échographe. Ainsi, il est difficile de mesurer les disparités entre les experts car pour un cliché donné, la position du contour est faite suivant l'habitude de l'expert or l'appareil n'a pas été réglé en conséquence.

Sur un ordinateur du type AT avec processeur Pentium et une horloge de 90 Mz, munie d'une carte graphique PIP 1024, la segmentation d'une vue est d'environ 10 secondes. Le nombre de clichés représentant un cycle cardiaque est variable suivant la vitesse du battement cardiaque du patient. On peut l'estimer de l'ordre d'une bonne seconde. L'échographe permet d'acquérir vingt cinq images par secondes. Si on travaille sur des séquences représentant un cycle cardiaque avec trois plans pris sous incidence apicale, le temps de segmentation est d'environ de 10x30x3 secondes, soit 15 minutes.

Dans l'hypothèse d'une réalisation définitive où l'utilisation de cette technique est adoptée, la réduction de la durée de calcul peut être produite par un système résultant d'une mise en parallèle de certaines étapes de l'algorithme.

Nous citons dans l'annexe les différentes étapes qui peuvent être traitées en parallèles.

CONCLUSION

Ce travail de thèse s'inscrit dans un projet de reconstruction 3D et d'animation du ventricule gauche pris par échographie dans les plans de coupes apicales. Ces reconstructions 3D sont un point de départ pour une étude des paramètres morphologiques du ventricule gauche et sur l'analyse de son mouvement. Il a consisté à trouver une méthode originale de détection de la cavité ventriculaire adaptée à ce type d'images.

Pour mieux appréhender ce sujet, nous nous sommes informés des techniques échographiques et nous avons analysé les problèmes que posent ce type d'imagerie, à savoir un contour incertain et un manque d'information. Nous avons fait une étude critique des différentes méthodes utilisées en segmentation d'échocardiographies.

Cette étude nous a permis de choisir un principe de détection basé sur le raisonnement flou que nous avons mis en oeuvre.

Pour l'instant, il n'est pas effectué de pré-traitement, seul un filtrage est inclus dans la méthode de traitement, mais il ne pourrait qu'améliorer le résultat. Nous pensons qu'un filtrage de Fourier peut convenir.

Pour développer la méthode de détection basée sur le raisonnement flou, nous nous sommes au préalable informés des méthodes de segmentation existantes dans le domaine du flou. Nous en avons conclu que les systèmes flous répondent de manière satisfaisante au cahier des charges.

Le concept de la méthode est général à la détection de contour, il est paramétrable pour être utilisé sur d'autres types d'applications. Il génère une base de connaissances servant à détecter un type d'objet particulier.

La méthode utilise l'information 2D apportée par l'image et celle du contour de référence. Dans le cas d'une séquence d'images, le contour de référence peut être celui de la vue précédente.

Dès que l'on dispose de la base de connaissances et de la position approximative du centre de l'objet, l'algorithme est appliqué à toute la séquence d'images, la méthode de détection est alors entièrement automatique.

Les tests faits sur la robustesse de l'algorithme amènent aux conclusions suivantes : le système est affranchi du bruit, tient compte de la transition non abrupte du contour, ne diverge pas, même si, localement, il ne dispose pas d'information car il repose sur un lissage spatial de l'information.

Dans le cadre d'une poursuite de ces travaux nous envisageons d'étudier l'association du filtrage de Fourier, technique qui semble prometteuse, avec le système de segmentation et nous jugerons ainsi de son influence sur les résultats obtenus.

De plus, pour une meilleure détection de contour d'une séquence d'images, nous pouvons ajouter au système de l'information qui provient de l'aspect temporel d'une séquence.

Pour que le temps de calcul ne soit pas pénalisant dans l'étude de séquence d'images, nous évoquons dans notre travail une réalisation matérielle avec une architecture parallèle possible.

ELEMENTS DE THEORIE

LES OPERATIONS SUR LES ENSEMBLES FLOUS

Une opération faite sur les ensembles est définie par une loi que l'on applique à tous les éléments de l'ensemble. Le résultat de l'opération dépendra du nombre d'éléments et de leur valeur. Les opérations effectuées sur les ensembles flous sont les mêmes que celles des ensembles classiques augmentés des opérations propres dûs au caractère graduel que présentent les ensembles flous.

Pour décrire les différentes opérations, on considère trois sous ensembles flous A, B et C inclus dans l'ensemble R et μ_A , μ_B et μ_C leur fonction d'appartenance respective et x et y deux éléments de R:

L'égalité

A et B sont égaux et on écrit :
 $A = B$,
si $\forall x \in R ; \mu_A(x) = \mu_B(x)$ (144)

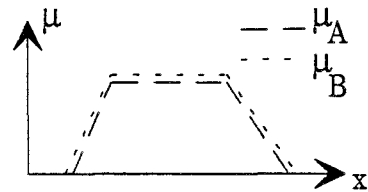


fig. 132 : représentation de l'égalité

L'inclusion

A est inclus dans B et on écrit :
 $A \subset B$
si $\forall x \in R ; \mu_A(x) \leq \mu_B(x)$ (145)

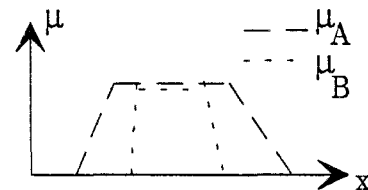


fig. 133 : représentation de l'inclusion

La complémentarisation

A et B sont complémentaires et on écrit :

$$A = \overline{B} \text{ ou } B = \overline{A},$$

$$\text{si : } \forall x \in R ; \mu_B(x) = 1 - \mu_A(x) \quad (146)$$

$$\text{ou } \forall x \in R ; \mu_A(x) = 1 - \mu_B(x)$$

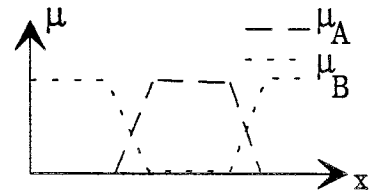


fig. 134 : représentation de la complémentarité

On distingue le complémentaire de l'antonyme d'un ensemble flou. Ainsi le complémentaire de "jeune" est "non jeune" et son antonyme est "vieux".

L'intersection

L'intersection $C = A \cap B$ est définie comme le plus grand ensemble flou contenu à la fois dans A et dans B. Elle s'énonce :

$$\forall x \in R ; \mu_C(x) = \min [\mu_A(x) ; \mu_B(x)]$$

Si $A_1, A_2 \dots A_n$ sont n relations, alors on écrit :

$$\mu_{A_1 \cap A_2 \dots \cap A_n}(x) = \min_i [\mu_{A_i}(x)] \quad (147)$$

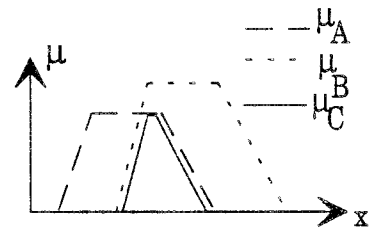


fig. 135 : représentation de l'intersection

L'union

L'union $C = A \cup B$ est définie comme le plus petit ensemble flou contenant à la fois A et B. Elle s'écrit :

$$\forall x \in R ; \mu_C(x) = \max[\mu_A(x), \mu_B(x)]$$

Si $A_1, A_2 \dots A_n$ sont n relations, alors :

$$\mu_{A_1 \cup A_2 \dots \cup A_n} = \max_i [\mu_{A_i}(x)] \quad (148)$$

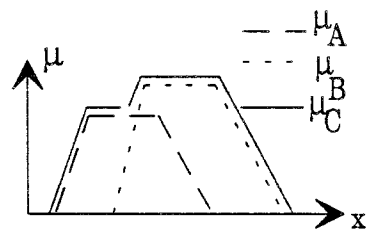


fig. 136 : représentation de l'union

LES OPERATEURS FLOUS

Un opérateur traduit une loi entre des éléments. Cette loi est donnée par une table que l'on applique de manière systématique sur un ou plusieurs éléments. La table peut être

une table de vérité pour les opérateurs logiques ou une table quelconque comme la table d'addition.

L'implication

La table de vérité de l'opérateur d'implication binaire est la suivante :

a	b	→
0	0	1
0	1	1
1	0	0
1	1	1

L'application d'un opérateur d'implication floue entre A et B donne une relation floue définie sur les supports des ensembles A et B avec $a \in A$ et $b \in B$. On trouve différentes définitions de ces opérateurs :

- Opérateur de Brouwer Gödel $I(a,b) = \begin{cases} 1 & \text{si } a \leq b \\ b & \text{si } a > b \end{cases}$
- Opérateur de Goguen $I(a,b) = \begin{cases} 1 & \text{si } a \leq b \\ b/a & \text{si } a > b \end{cases}$
- Opérateur de Lukasiewicz $I(a,b) = \begin{cases} 1 & \text{si } a \leq b \\ 1 - a + b & \text{si } a > b \end{cases}$
- Mandani utilise la valeur minimale $I(a,b) = \text{MIN}(a ; b)$
- Larsen utilise le produit $I(a,b) = \text{PRODUIT}(a ; b)$

Les opérateurs MIN et PRODUIT ne sont que des approximations des opérations d'implications puisque dans le cas binaire, on ne retrouve pas l'implication définie au sens classique.

LES RELATIONS FLOUES

Une relation exprime un lien entre les éléments ou les ensembles. Le résultat de la relation varie en fonction du degré d'appartenance des éléments. Les graphes flous donnent une représentation de ces relations.

Un exemple de relation floue correspondant à l'opération d'intersection entre les ensembles A et B est donné, il s'écrit :

l'ensemble A union l'ensemble B

et se note :

$$A \mathfrak{R} B = A \cup B, \quad (149)$$

ou encore :

$$\forall x \in R ; \mu_{A \cup B}(x) = \max [\mu_A(x) ; \mu_B(x)] \quad (150)$$

Soit A et B les deux ensembles suivants : $A = \{x_1, x_2, x_3\}$ et $B = \{y_1, y_2\}$ à valeurs dans $M = [0,1]$.

A	x_1	x_2	x_3
μ_A	0,2	0,7	0,5

B	y_1	y_2
μ_B	0,3	0,5

Un exemple de représentation de relation (figure 137) et de graphe flou associé (figure 138) est donné ci-après.

$A \cup B$	y_1	y_2
x_1	0,3	0,5
x_2	0,7	0,7
x_3	0,5	0,5

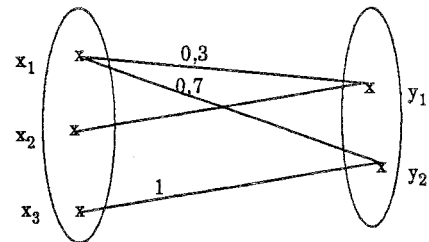


fig. 137 : tableau représentant la relation floue $A \cup B$

fig. 138 : graphe représentant la relation floue $A \cup B$

Si on considère la relation d'intersection :

$$A \mathfrak{R} B = A \cap B \quad (151)$$

ou encore :

$$\forall x \in R ; \mu_{A \cap B}(x) = \min [\mu_A(x) ; \mu_B(x)] \quad (152)$$

$A \cap B$	y_1	y_2
x_1	0,2	0,2
x_2	0,3	0,5
x_3	0,3	0,5

fig. 139 : tableau représentant la relation floue $A \cap B$

La composition de relations

Il existe plusieurs types de compositions de relations, la plus couramment utilisée est celle du max-min. Si on considère deux relations : \mathfrak{R}_1 et \mathfrak{R}_2 , où \mathfrak{R}_1 est une relation entre les

univers des discours de X et Y et \mathfrak{R}_2 entre Y et Z. La composition se note $\mathfrak{R}_2 \circ \mathfrak{R}_1$, et est définie par l'expression suivante avec $x \in X, y \in Y$ et $z \in Z$:

$$\mu_{\mathfrak{R}_2 \circ \mathfrak{R}_1}(x, z) = \text{MAX}_y [\text{MIN}(\mu_{\mathfrak{R}_1}(x, y) ; \mu_{\mathfrak{R}_2}(y, z))] \quad (153)$$

Un exemple est donné ci-dessous :

\mathfrak{R}_1	y_1	y_2	y_3	y_4	y_5
x_1	0,1	0,2	0,0	1,0	0,7
x_2	0,3	0,5	0,0	0,2	1,0
x_3	0,8	0,0	1,0	0,4	0,3

\mathfrak{R}_2	z_1	z_2	z_3	z_4
y_1	0,9	0,0	0,3	0,4
y_2	0,2	1,0	0,8	0,0
y_3	0,8	0,0	0,7	1,0
y_4	0,4	0,2	0,3	0,0
y_5	0,0	1,0	0,0	0,8

Soit $(x, z) = (x_1, z_1)$

$$\text{MIN} [\mu_{\mathfrak{R}_1}(x_1, y_1), \mu_{\mathfrak{R}_2}(y_1, z_1)] = \text{MIN} [(0,1 ; 0,9)] = 0,1$$

$$\text{MIN} [\mu_{\mathfrak{R}_1}(x_1, y_2), \mu_{\mathfrak{R}_2}(y_2, z_1)] = \text{MIN} [(0,2 ; 0,2)] = 0,2$$

$$\text{MIN} [\mu_{\mathfrak{R}_1}(x_1, y_3), \mu_{\mathfrak{R}_2}(y_3, z_1)] = \text{MIN} [(0 ; 0,8)] = 0$$

$$\text{MIN} [\mu_{\mathfrak{R}_1}(x_1, y_4), \mu_{\mathfrak{R}_2}(y_4, z_1)] = \text{MIN} [(1 ; 0,4)] = 0,4$$

$$\text{MIN} [\mu_{\mathfrak{R}_1}(x_1, y_5), \mu_{\mathfrak{R}_2}(y_5, z_1)] = \text{MIN} [(0,7 ; 0)] = 0$$

$$\text{MAX} [\text{MIN}(\mu_{\mathfrak{R}_1}(x_1, y_i), \mu_{\mathfrak{R}_2}(y_i, z_1))] = \text{MAX} [0,1 ; 0,2 ; 0 ; 0,4 ; 0] = 0,4$$

on refait de même pour les autres éléments d'où le résultat :

$\mathfrak{R}_2 \circ \mathfrak{R}_1$	z_1	z_2	z_3	z_4
x_1	0,4	0,7	0,3	0,7
x_2	0,3	1,0	0,5	0,8
x_3	0,8	0,3	0,7	1,0

CALCUL DE L'INTERPOLATION DES REGLES

LE DEGRE D'APPARTENANCE A LA SERIE POSITION

Pour des études particulières de détections où le système flou nécessite plus d'information sur le contour à détecter que les N directions contenues dans la base de connaissances, il est possible de modifier le nombre de directions utilisées pour la détection.

On considère, par exemple, $N = 36$ directions, la valeur de l'angle des directions est de 0, 10, 20, 30, 40, 50, ... degrés. Le nuancement dans la série POSITION est établi en faisant correspondre à la valeur de l'angle θ celle de la classe. Le nuancement de l'exemple proposé est fait dans la figure 140.

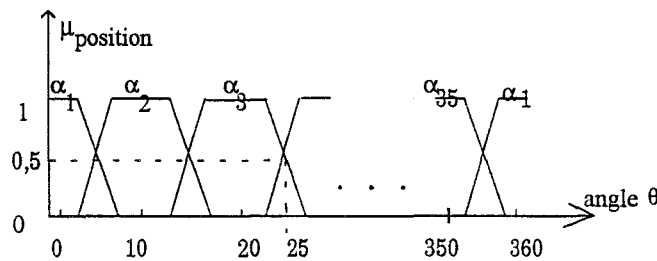


fig. 140 : nuancement de l'exemple

Les degrés d'appartenance des directions aux classes de la série POSITION sont les suivants :

Pour la direction 1 de 0 degré : $\mu_{\text{POSITION}}(0) = \{1 / \alpha_1\}$;

Pour la direction 2 de 10 degrés : $\mu_{\text{POSITION}}(10) = \{1 / \alpha_2\}$;

Pour la direction 3 de 20 degrés : $\mu_{\text{POSITION}}(20) = \{1 / \alpha_3\}$;

Pour la direction 4 de 30 degrés : $\mu_{\text{POSITION}}(30) = \{0,9 / \alpha_3 ; 0,91 / \alpha_4\}$;

Pour la direction 5 de 40 degrés : $\mu_{\text{POSITION}}(40) = \{0,24 / \alpha_4 ; 0,71 / \alpha_5\}$;

Pour la direction 6 de 50 degrés : $\mu_{\text{POSITION}}(50) = \{0,39 / \alpha_5 ; 0,61 / \alpha_6\}$;

Pour la direction 7 de 60 degrés : $\mu_{\text{POSITION}}(60) = \{0,54 / \alpha_6 ; 0,46 / \alpha_7\}$;

⋮
⋮
⋮

INTERPOLATION DES REGLES FLOUES

L'interpolation des 32 règles floues de la base de connaissances en 36 règles est faite sur l'exemple donné précédemment. Dans ce cas de figure, la direction ayant pour valeur d'angle 30 degrés a une appartenance non nulle aux classes α_3 et α_4 . La règle de cette direction tiendra compte de celles correspondant aux classes α_3 et α_4 . Le degré d'appartenance de ces classes sert de poids de pondération pour établir la règle de la direction ayant un angle de 30 degrés. On suppose que le niveau de gris varie linéairement entre le point contour de la direction 3 et celui de la direction 4. Les règles des directions 3 et 4 sont les suivantes :

Si la POSITION est $\{1/\alpha_3\}$ Alors la transition de la LUMINOSITE de part et d'autre du contour varie de la classe $\{18\}$ à la classe $\{24\}$.

Si la POSITION est $\{1/\alpha_4\}$ Alors la transition de la LUMINOSITE de part et d'autre du contour varie de la classe $\{25\}$ à la classe $\{34\}$.

La règle correspondant à un angle de 30 degrés est donnée par l'expression suivante :

Si la POSITION est $\{0,09/\alpha_3 ; 0,91/\alpha_4\}$ Alors la transition de la LUMINOSITE de part et d'autre du contour varie de la classe $\{18x0,09 + 25x0,91\}$ à la classe $\{24x0,09 + 34x 0,91\}$.

ETUDE DE LA VALVE MITRALE

La méthode de détection des contours par notre méthode ne donne pas de bon résultat pour la détection de la valve mitrale.

Si la valve est fermée, une méthode de détection par lancer de rayons permet une bonne détection. Mais si la valve est ouverte, les rayons n'interceptent pas l'information constituée par la valve mitrale. la méthode par lancer de rayons ne convient pas.

Les méthodes de détection de la valve mitrale se font généralement par un suivi de contour [NAS 93], [HER 93a]. Pour incorporer la détection de la valve mitrale à la suite du système de détection floue, nous utilisons une méthode de détection spatiale.

La méthode de détection repose sur une reconnaissance de forme de la valve et cela quel que soit l'instant du cycle. A partir de l'information détectée dans l'image, la valve mitrale est reconstruite en lui donnant une forme synthétique.

En effet, la valve est un élément échogène : elle est bien visible dans l'image si le plan de coupe de l'image la traverse. Elle est d'autant plus visible que la cavité, contenant du sang, rend le contraste plus important.

Le principe mis en oeuvre se décompose en deux parties (fig. 141). La première partie consiste à détecter la position de l'anneau mitral, point d'attache de la valve mitrale. Cet anneau est toujours visible car il est toujours intercepté par le plan de coupe. La deuxième partie consiste à détecter les points de la valve mitrale.

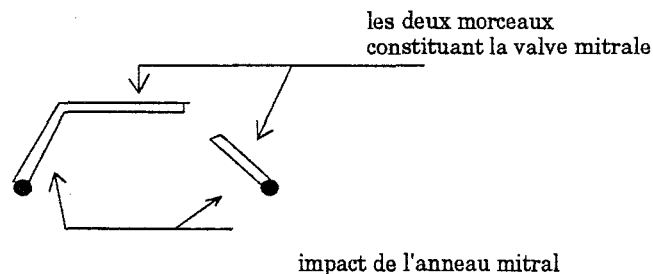


fig. 141 : représentation schématique de la valve mitrale

DETECTION DE L'ANNEAU MITRAL

Quel que soit l'instant du cycle cardiaque et quel que soit le plan de coupe en mode apical, l'anneau mitral est situé dans le bas du contour détecté. Ainsi la détection préalable du contour par le système flou donne la zone d'intérêt dans laquelle est située la valve mitrale. Elle est délimitée par le point le plus bas du contour (B) et une marge de plus ou moins trente pixels en hauteur. Les limites en longueurs sont données par les points détectés du contour. Elles sont situées le plus à droite (D) et le plus à gauche (G) des points (figure 142).

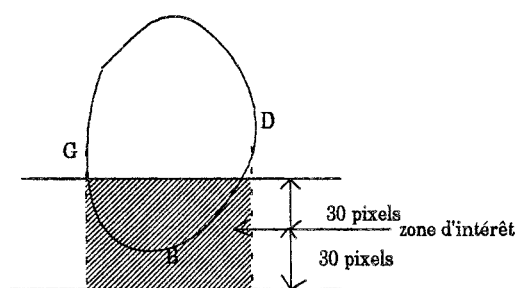


fig. 142 : la zone d'intérêt

L'anneau mitral est détecté dans la zone d'intérêt. On cherche dans cette zone les points les plus blancs. Les points dont le niveau de gris est supérieur à $0,66 \times G_{\text{BLANC}}$, sont gardés. G_{BLANC} est le niveau de gris du point le plus blanc. Après avoir fait des tests sur plusieurs vues, le résultat de ce seuillage inscrit sur chaque image deux zones correspondant à l'anneau mitral (figure 143). Dans celles-ci, nous gardons les points médians comme points représentatifs de l'anneau mitral.



fig. 143 : zone représentant l'anneau mitral après seuillage

DETECTION DE LA VALVE MITRALE

La valve mitrale est composée de deux parties dont chacune est reliée à un point de l'anneau mitral. Pour la détecter, nous appliquons un filtre de rehaussement de contour dans la zone d'intérêt et nous gardons le premier point détecté en partant du haut de la cavité (figure 144).

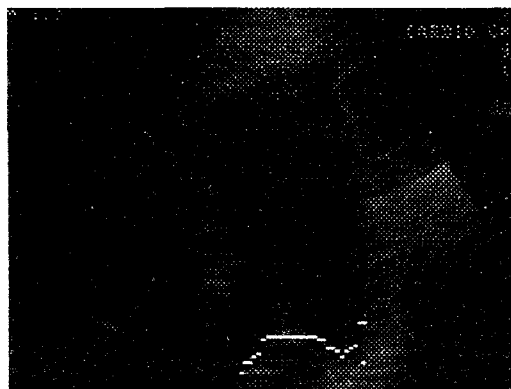


fig. 144 : les premiers points détectés de la valve

Le filtre choisi favorise la détection de la transition haute de la cavité. Le masque est le suivant :

-1	-1	-1
1	1	1
1	1	1

Dans cette zone, un filtrage de rehaussement est possible, le contraste est important entre la cavité (car le sang absorbe l'onde ultrasonore) et la valve (élément échogène).

Pour reconstituer la valve, une étude de reconnaissance de forme est faite. La valve peut être ouverte, fermée ou entrouverte. Dans chacun des cas, nous donnons une forme synthétique à la valve (figure 145).

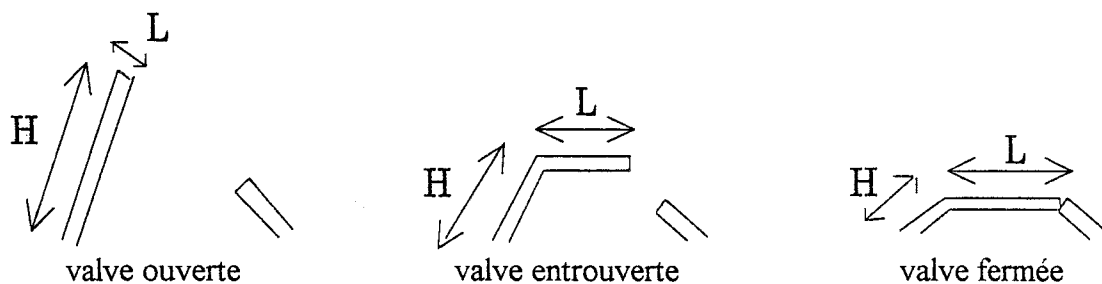


fig. 145 : les différentes positions de la valve

Comme au cours du temps, il n'y a pas de disparition de la matière constituant la valve mitrale. Ainsi nous supposons que la taille du morceau le plus grand formant la valve mitrale est une constante, quelque soit sa forme et l'instant du cycle cardiaque. Alors, la somme de la hauteur H et de la longueur L ($H+L$) est constante et doit donc être au moins égale aux trois quarts de la distance d séparant les deux points de l'anneau mitral, car on tient compte des imprécisions des données anatomiques : la valve fermée n'est pas un segment de droite entre les deux points de l'anneau mitral et la taille du petit morceau la constituant est prise en compte.

$$H+L \geq \frac{3d}{4} \quad (154)$$

Pour former la valve mitrale, les points rehaussés sont reliés entre eux en partant du point de l'anneau mitral situé le plus à gauche. Les points reliés doivent avoir une position géométrique supérieure ou égale à celle de leur prédécesseur. On arrête de relier les points quand la distance entre deux points consécutifs est trop grande : c'est la deuxième partie de la valve mitrale qui commence.

Si la dimension de $H+L$ est telle que $H+L \geq \frac{3d}{4}$, la surface constituant le morceau le plus grand de la valve mitrale est fermée. Dans le cas contraire, on augmente la longueur de une unité jusqu'à ce que $H+L$ soit égale à $\frac{3d}{4}$, on suppose alors qu'une partie de la valve n'a pas été détectée et on la reconstitue.

Le petit morceau de la valve mitrale est constitué des points rehaussés non encore utilisés.

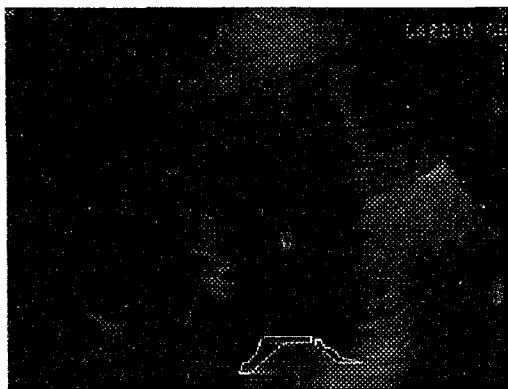


fig. 146 : valve reconstituée

Cette méthode de détection de valve n'est pas précise mais donne une estimation de sa position. Elle offre l'avantage de n'utiliser que l'information d'une image et reste donc dans la même logique que celle du système flou.

Cette détection est indispensable si on veut visualiser au cours du temps les différentes détections du contour du coeur, car son absence induit une erreur sur le contour détecté, car le contour ne suit pas totalement le mouvement de la cavité. Il est donc difficile d'apprécier le mouvement global de la cavité.

LE RECADRAGE DES COUPES EN VUE DE LA RECONSTITUTION DU VOLUME

En plus de la détection de la valve mitrale, la détection de la position de l'anneau mitral sert aussi à recadrer les coupes. En effet, le seul élément indéformable au cours du temps est l'anneau mitral. De plus, il est situé dans le plan passant par la base de la cavité ventriculaire. C'est un élément appartenant au ventricule gauche, ainsi il peut constituer une référence relative à l'objet.

Pour obtenir les trois vues apicales de 0, 60 et 120 degrés (l'aorte située à droite, à gauche ou invisible), le praticien déplace la sonde en estimant visuellement la valeur de l'angle. Les points de repère sont la position relative de l'aorte par rapport au ventricule et le nombre de cavités visibles dans l'image (ventricules et oreillettes).

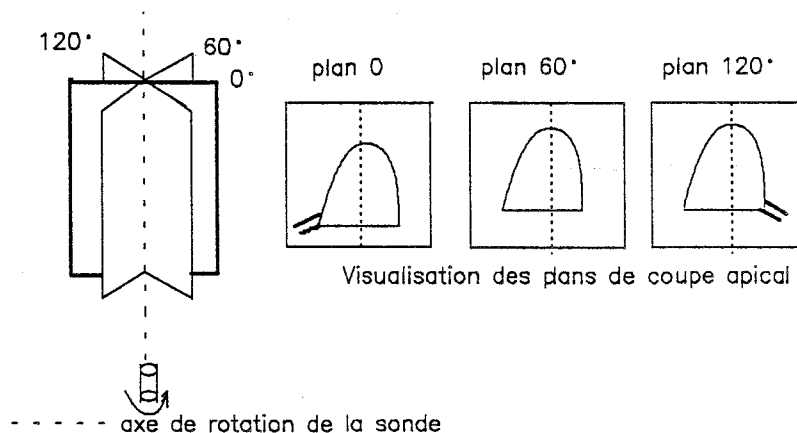


fig. 147 : les plans de coupes apicales

Le plan formé par l'anneau mitral permet de définir la position de l'axe de référence dans les plans de coupe correspondant à l'axe de rotation de la sonde, axe d'intersection des trois plans de coupe.

La position de l'axe de référence est donnée par la droite perpendiculaire au segment de droite formé par les deux points de l'anneau mitral passant au milieu de celui-ci (voir figure 148).

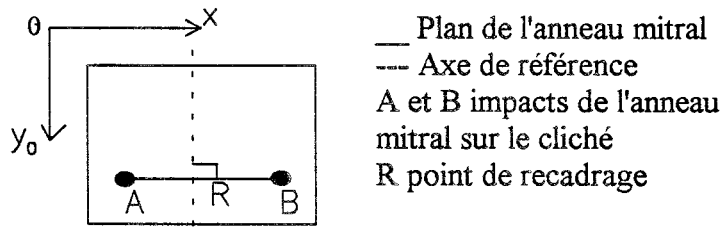


fig. 148 : plan de l'anneau mitral

FAISABILITE DE TRAITEMENTS EN PARALLELE

Dans ce paragraphe nous ne faisons pas une étude de parallélisation du système, mais nous montrons seulement qu'il est possible de réduire le temps de segmentation d'une image en effectuant plusieurs calculs en même temps.

Le système de détection est basé sur le principe du lancer de rayons. Sur chaque rayon, il est effectué différents calculs qui utilisent soit uniquement l'information de la direction ou soit l'information des directions voisines. Pour une étape donnée, le mode de calcul est identique pour toutes les directions, seule la valeur des données change.

Le traitement en parallèle peut se faire en traitant en même temps toutes les directions d'une étape donnée.

Avant d'établir un schéma global du système, nous avons d'abord décomposé l'algorithme en plusieurs étapes et analysé chacune d'elles afin de voir la possibilité d'effectuer les traitements en même temps.

L'algorithme se décompose en deux parties indépendantes. La première est l'établissement de la base de connaissances qui contient les règles floues. La deuxième est le système de détection. Chacune de ces parties se décompose en étapes.

Pour établir le schéma de parallélisation, nous avons, pour chaque étape, détaillée les besoins d'informations en entrée, les paramètres nécessaires pour réaliser l'étape et les informations obtenues en sortie.

Dans les tableaux des figures 149 et 150, nous avons indiqué si les étapes pouvaient se faire direction par direction, les unes indépendamment des autres. Et dans le cas où cela était le cas, nous avons précisé si le temps de calcul était identique pour toutes les directions. Nous avons aussi ajouté des données nécessaires en entrée pour réaliser le traitement.

Les étapes utilisées pour établir la base de connaissances sont données dans le tableau de la figure 149. Il est supposé que l'on dispose d'une image de référence sur laquelle le contour de référence est marqué. Ce contour doit être marqué d'un niveau de gris particulier non utilisé dans le reste de l'image pour être repéré automatiquement.

nom de l'étape	données d'entrée de l'étape	paramètres	données de sortie de l'étape	étude direction par direction	données d'entrée de la direction	même temps de calcul
détermination de la position des N points contour	- image de référence avec le contour de référence marqué - centre du lancer de rayon	- nombre N' de rayons pour élaborer les règles	- position des N' points contour	OUI	- image de référence avec le contour de référence marqué - centre du lancer de rayon	NON
lecture des niveaux de gris de la transition	- image de référence - position des N' points contour		- valeur des niveaux de gris des N' points contour	OUI	- position du point contour de la direction	OUI
nuancement de la série POSITION		- nombre N' de rayons pour définir les règles - nombre N de rayons pour effectuer la détection du contour	- nuancement des N' valeurs dans la série POSITION	NON		
interpolation des règles	- valeur des niveaux de gris des N' points contour - nuancement de la série POSITION		- les N règles floues interpolées	OUI	- valeur des niveaux de gris des N' points contour - nuancement de la série POSITION	OUI

fig. 149 : étapes nécessaires à la détermination de la base de connaissances

Le temps mis pour effectuer "l'étape de la détermination de la position de N points contours" n'est pas identique pour toutes les directions. Il dépend de la distance séparant le point contour de cette direction du centre du lancer de rayons. En effet, le point contour d'une direction donnée est le point d'intersection entre le rayon et le contour marqué dans l'image. Pour trouver ce point d'intersection, on parcourt le rayon à partir du centre du lancer de rayon et on teste chaque point pour vérifier s'il est le point contour.

Cette information de la position des N points contour est utilisée dans "l'étape de la lecture des niveaux de gris de la transition". Pour faire l'étude direction par direction, seul la position du point contour de cette direction est utile. Il n'est donc pas nécessaire que les calculs faits à "l'étape de la détermination de la position de N points contour" soient terminés sur toutes les directions pour commencer ceux de "l'étape de la lecture des niveaux de gris de la transition".

Pour réaliser les calculs de l'étape de "l'interpolation des N règles en N règles", il est utilisé les valeurs des niveaux de gris des N points contours. Avant de débiter cette étape, il faut que l'étape précédente soit finie pour toutes les directions. On insère donc dans la chaîne de traitement un temporisateur qui permet d'activer l'étape suivante à condition que toutes ses entrées soient validées par la fin des calculs d'une direction.

Lorsque l'on observe le tableau de la figure 150 où sont décrites les différentes étapes pour l'établissement de la base de connaissances, il est constaté que la sortie d'une étape correspond à l'entrée d'une autre étape. La chaîne de parallélisation est donc simple. Elle est donnée sur la figure 151. Sur cette figure existent deux modules de stockage de données : le stockage de l'information après avoir établi le nuancement de la POSITION et le stockage des N règles floues. Ces données sont gardées en mémoire pour rendre indépendante la partie concernant l'élaboration de la base des connaissances de celle du système de détection.

nom de l'étape	données d'entrée de l'étape	paramètres	données de sortie de l'étape	étude direction par direction	données d'entrée de la direction	temps identique de calcul
lecture des niveaux de gris de la direction	- image à étudier - centre du lancer de rayons		- valeur du niveau de gris de tous les points de la direction	OUI	- image à étudier - centre du lancer de rayons	dépend du nombre de points de la direction
inférence	- valeur du niveau de gris de tous les points - règles floues	- forme de la fonction d'appartenance	- valeur d'appartenance à la série GLOBALE	OUI	- valeur du niveau de gris de tous les points de la direction - règle floue de la direction	dépend du nombre de points de la direction
critère de densité spatiale	- valeur d'appartenance à la série GLOBALE	- paramètre de calcul du lissage	- valeurs d'appartenance à la série SPATIALE	OUI	- valeur d'appartenance à la série GLOBALE pour plusieurs directions	dépend du nombre de points de la direction
points FORCE	- valeur d'appartenance à la série SPATIALE		- sélection des points FORCE	OUI	- valeur d'appartenance à la série SPATIALE pour plusieurs directions	dépend du nombre de points de la direction
critère de compacité	- les points FORCE et les valeurs d'appartenance aux séries SPATIALE et GLOBALE	- paramètre de calcul de lissage	- valeur de compacité	OUI	- les points FORCE et les valeurs d'appartenance aux séries SPATIALE et GLOBALE de plusieurs directions	dépend du nombre de points de la direction
dénuancement	- valeur de COMPACITE		- la position des points contour	OUI	- valeurs de COMPACITE de la direction	dépend du nombre de points de la direction

fig. 150 : étapes réalisées dans le système de détection

Aux étapes citées dans le tableau figure 150, il faut ajouter la partie itérative correspondant à l'obtention du nombre optimal de points sur chacune des directions (voir figure 151). Cette partie itérative nécessite au préalable le stockage en mémoire de la valeur du niveau de gris établie à l'étape précédente. "L'étape d'inférence" nécessite la connaissance des règles floues de chaque direction. Après "l'étape d'inférence", "le test d'itération" se fait sur le nombre de points obtenus sur la direction. La valeur optimale du nombre de points est donnée en paramètre. Si le nombre de points obtenus est optimal, les valeurs obtenues sur cette direction sont mises en attente dans le temporisateur. Sinon, la fonction d'appartenance de la direction est modifiée pour effectuer de nouveau le calcul de l'inférence de la direction concernée.

Les étapes du système de détection, faites après le test d'itération, nécessitent la connaissance de l'information provenant de plusieurs directions pour effectuer les calculs sur une direction donnée. Comme le nombre de points n'est pas identique sur chaque direction, le temps de calcul diffère d'une direction à l'autre. Donc, après chaque étape est introduite une temporisation.

Le traitement en parallèle sur plusieurs directions ne peut se faire que séquentiellement, étape par étape.

L'analyse qui vient d'être faite est succincte. Elle présente la possibilité de travailler en parallèle avec une réalisation câblée pour chacune des directions, étape par étape, afin de rendre le temps de traitement non pénalisant. Cette étude a été abordée pour montrer que l'étude d'un logiciel n'est pas à dissocier d'une réalisation tendant vers le temps réel grâce aux circuits électroniques.

ETABLISSEMENT DES REGLES FLOUES

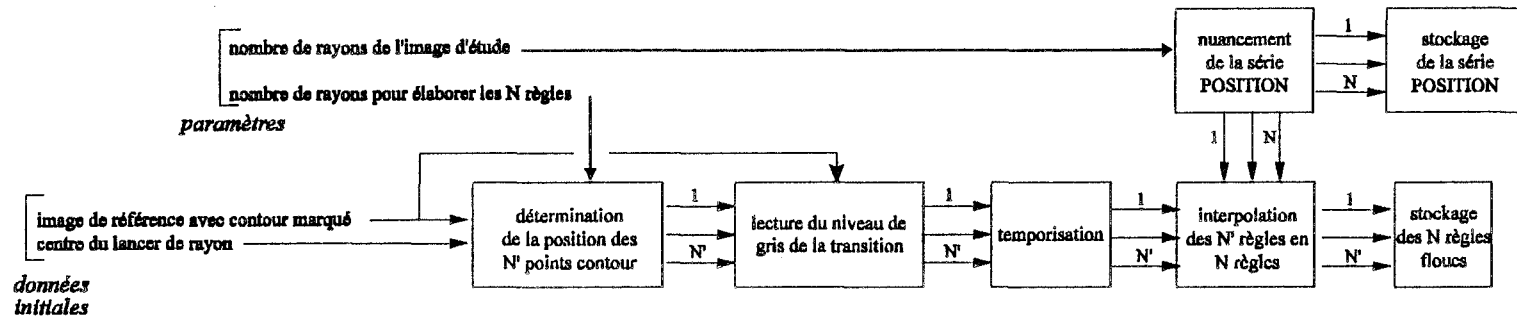


fig. 151 : schéma de l'ensemble de la partie base de connaissances

LE SYSTEME DE DETECTION

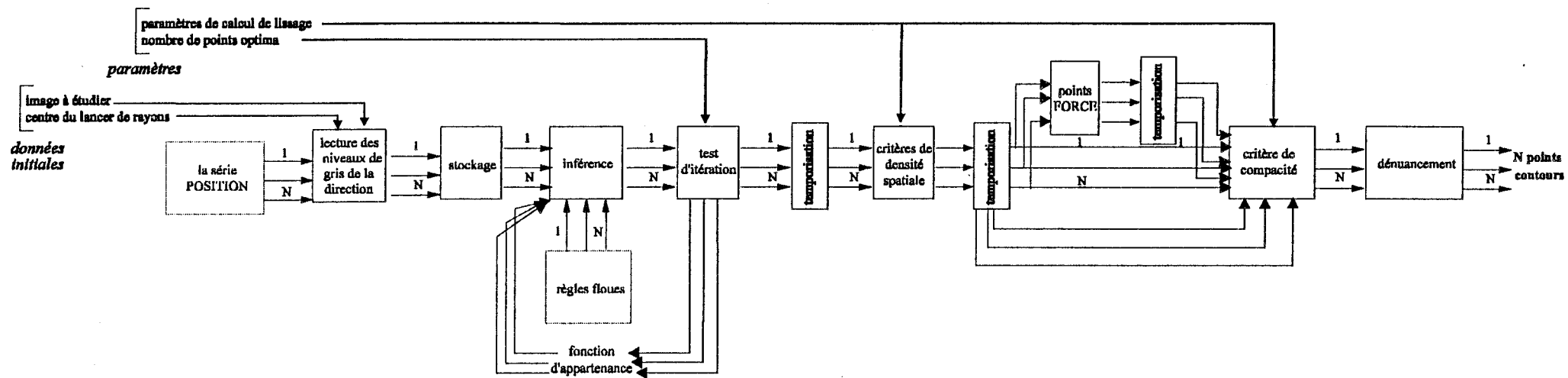


fig. 152 : schéma de l'ensemble de la partie système de détection

BIBLIOGRAPHIE

[ADA 87]

D. Adam, O. Hareuveni, S. Sideman.

"Semiautomated border tracking of cine echocardiographic ventricular images".

IEEE Trans. Med. Ima, vol. MI 6 n°3, sept. 1987, pp. 266-271.

[ANS 90]

C. Ansari

"traitement des images échocardiographiques : suivi automatique des contours et analyse du mouvement des parois ventriculaires par flux optique".

Thèse de doctorat de 3ième cycle, Université Paris Val de Marne, 1990.

[ARA 93]

Arago

"La logique floue"

Collection : observatoire français des techniques avancées

Ed. Masson 1993, L. Forlay

[BAL 67]

G.H. Ball, D.J. Hall

"A clustering technique for summarizing multivariate data"

Behav. Sci. vol. 12, pp. 153-155, 1967

[BAL 70]

G.H. Ball

"Classification analysis"

Technical note, Standford Research, Institut. Menlo Park, 1970

[BAN 78]

G. Banon

"Distinction entre plusieurs sous-ensembles de mesures floues"

Colloque international sur la théorie et les Applications des Sous-Ensembles Flous, Marseille, 20-22 sept. 178

[BAR 92]

F. Barnu, T. Mabré

"Avec l'arrivée de logiciels d'aide au développement, la logique floue entre dans l'application".

Sciences et Techniques , n°727, 22 mai 1992, p.43.

[BAS 79]

M. Basseville

"Edge detection : methods and comparative studies"

Annales des télécommunications, vol. 34 n° 11-12, 1979, pp. 559-579

[BAS 92]

M. Basseville, N. Martin, P. Flandrin

"Segmentations des signaux"

Traitement du signal, vol2, supplément au n°1, pp115-147, 1992.

[BEL 66]

R. Bellman, R Kalaba, L. Zadeh

"Abstraction and pattern classification"

J. Math. Anal. Appl. vol. 13, pp. 1-7, 1966

[BEL 92]

A. Belaid, Y. Belaid

"Reconnaissance des formes-méthodes et applications".

ed. Inter-édition, 1992

[BER 90]

M.O. Berger

"Active contour models and growing method".

CRIN 90-R-081, pp. 1-15, 1990.

[BES 86]

J. Besag

"On statistical analysis of dirty pictures"

Journal of Royal Statistical Society, 48, 1986.

[BEZ 73]

"Fuzzy mathematics in pattern classification"

Ph. D. dissertation, Cornell Univ., Ithaca, New York 1973

[BLA 87]

A. Blake, A. Zisserman

"Visual reconstruction"

MIT Press, Cambridge MA, 1987.

[BOM 91]

V. Bombardier

"Codage en chaîne par suivi de contours en segmentation d'images binaires-Apport d'un opérateur flou pour une extension aux images monochromes".

Thèse de doctorat en automatique, University de Nancy I, Nancy 1991.

[BOU 93]

B. Bouchon-Meunier

"La logique floue"

Collection que-sais-je ? 1993, Presses Universitaires de France

[BOU 93a]

A.E.O. Boudraa, J.J. Mallet, J.E. Besson, S.E. Bouyoucef, J. Champier

"Left ventricle automated detection method in gated isotopic ventriculography using fuzzy clustering".

IEEE Trans. on Med. Ima., vol. 12, n°3, 1993.

[BUD 83]

A-J. Buda, E-J. Delp

" Automatic computer processing of digital 2-dimensional echocardiograms".

The American Journal of Cardiology, vol. 52, août 1983, pp. 384-389.

[BUN 90]

P. Bunel

"Système d'aide à la quantification de paramètres physiologiques par analyse de séquences d'images échocardiographiques".

Thèse de doctorat de 3ième cycle en Système électronique et Génie Biologique et médical, université Paris XII, 1990.

[CAN 86a]

R.L. Cannon, C. Jacobs

"Efficient implementation of the fuzzy c-means clustering algorithms

IEEE Trans. PAMI, vol8, n°2, pp248-255, 1986

[CAR 94]

T. Carron, P. Lambert, S. Galichet

"Segmentation en régions d'images couleurs par agrégation floue"

Proc. 4ième journée nationale sur les applications des ensembles flous, Lille, pp203-212, 1994.

[CHO 91]

JP Choquel

"Architectures matérielles en vue de l'échantillonnage d'un contour graphique"

Rapport de DEA, Lille 91.

[CHO 91]

W.S. Chou, C.M. Wu, Y.C. Chen, K.S. Hsieh

"detecting myocardial boundaries of left ventricle frame single from 2DE image"

In Pattern Recognition, 1991.

[CHU 88a]

CH Chu E-J. Delp, A-J Buda

"Detecting left ventricular endocardial and epicardial boundaries by digital two-dimensional echocardiography".

IEEE Trans Med Imag vol. 7 n° 2, june 1988 pp. 81-90.

[CHU 88b]

C-H Chu, E-J. Delp, A-J Buda

"Detecting heart wall boundary by tracking features in an echocardiogram in sequence".a

In Proc. Comput Cardiology, Washington, DC, sept. 1988, pp. 117-120.

[COH 90]

L. D. Cohen

"étude des modèles de contours actifs et autres techniques de traitement d'image"

Thèse de doctorat de 3ième cycle, Université de Paris Sud Orsay, 1990.

[COL 84]

S.M. Collins, D.J. Skorton, E.A. Geiser, J.A. Nichols, B.A. Conetta, N.G. Pandian, R.E Kerber

"Computer-assisted edge detection in two-dimensional echocardiography : comparison with anatomic data"

Am. J. Cardio., vol 53, pp. 1380-1387, 1984

[COR 89]

A. Corenthin

"Amélioration et segmentation des images échocardiographiques. Aide à la détection des frontières myocardiaques par analyse de texture".

Thèse de doctorat de 3ième cycle en Génie Biologique et Médical, Université de Paris VI de Marne 1989.

[COR 90]

A. Corenthin, J. Lemoine, E. Petit, P. Provent, P. Bunel and Gaudaire

"Méthode de classification supervisée de textures. Application à la segmentation du myocarde sur des images échocardiographiques bidimensionnelles"

Technical report, Laboratoire de génie électrique de Créteil, 1990.

[DEC 92]

D. Decomble

"Etude et réalisation d'un système de reconstruction et de visualisation 3D de Mémoire cérébral à partir des coupes scanner IRM".

CNAM, Lille septembre 1992.

[DEG 92]

D. Deguillemont

"Etude et réalisation d'un système de reconstruction 4D de chambres cardiaques à partir de vues échocardiographiques sous incidence apicale".

Mémoire d'ingénieur CNAM, Université de Lille I, 1992.

[DIP 90]

A. Dipanda

"Analyse d'images et animation synthétique : Application à la détection automatique des contours par analyse de texture et utilisation d'expertise en échocardiographique. Animation bidimensionnelle des contours".

Thèse de doctorat de 3ième cycle en sciences, Université Paris XII, 1990.

[DON 90]

L. Dong

"Extraction automatique des contours cardiaques sur des images échocardiographiques"

thèse de doctorat 3ième cycle en Génie Biologique et Médical, Paris Val-de-Marne, 1990.

[DON 91]

L. Dong, G. Pelle, P. Brun, M. Unser.

"Adaptive myocardial border tracking in M-Mode echocardiograms".

Signal Process, vol. 22, 1991.

[DUB 85]

P. Dubois

"Diplome d'études complémentaires d'ultrasonologie"

Cours année 1985, Laboratoire de Biophysique, Faculté de Médecine de Lille.

[DUB 88]

D. Dubois, H. Prade

"Théorie des possibilités - application à la représentation des connaissances en informatique".

Masson, Paris, 1988

[DUB 91]

D. Dubois, H. Prade

"Les logiques du flou et du très possible".

La Recherche n° 237, vol. 22, nov. 1991, pp. 1308-1315.

[DUF 94a]

F Dufrenois, H. Durin, S. Reboul, J.P. Dubus.

"Interpolation de contours par déformation d'un modèle élastique Application à la reconstruction 3D à partir d'exploration scanner ou RMN".

Acte 7ième forum GBM, Lyon, pp11-12, 1994

[DUF 94b]

F. Dufrenois

"Etude de techniques de reconstruction en 3D surfacique d'objets biologiques complexes déformables. Application à la réalisation d'une chaîne de reconstruction de l'arbre artériel cérébral à partir d'acquisitions I.R.M."

thèse de doctorat, en électronique, université Lille I, 1994.

[DUN 73]

J.C. Dunn

"A fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact, well-separated clusters"

J. Cybern, vol3, n°3, pp32-57, 1973

[EIC 95]

H. Eichfeld, M. Klmke, T. Kümernund, M. Menke, J. Nolles, F. Jendrysik

"Des composants flous Siemens"

Les applications des ensembles flous : 4ième journées nationales, pp. 243-254, 1995.

[FEN 91]

J Feng, W. Lind, C. Chen

"Epicardial boundary detection using fuzzy reasoning".

IEEE Trans. Med. Ima. juin vol. MI 10 n°2, juine 1991 pp. 187-199.

[FOU 92]

L. Foulloy

"La commande floue"

2ième journées nationales : les applications des ensembles floues, Nimes, 1992.

[FRI 89]

N. Frieland, D. Adam

"Automatic ventricular cavity boundary detection from sequential ultrasound images using simulated annealing"

IEEE Trans. Med. Ima., vol. 8 n° 4, dec. 1989, pp. 344-353.

[FRI 90]

D. Friboulet

"Contribution à l'étude tri-dimensionnelle du comportement dynamique du coeur en Imagerie par Résonance Magnétique"

Thèse n°90 ISAL 0041, 1990.

[GAR 81]

E. Garcia, P. Gueret, M. Bennet, E Corday, W. Zwehl, S Meerbaum, Corday, H.I.C. Swan; D. Berman

"Real time computerization of two dimensional echocardiography".

Amer Heart J. vol. 102, pp. 783-792, 1981.

[GEI 83]

E. Geiser, L. Oivier

"An approach to endocardial boundary detection from sequential real time two-dimensional echocardiographic images : status of the algorithm and its validation".

Proc 8th Conf. Info. Processing in Med. Ima., Brussel, pp. 17-29, 1983

[GEI 90]

D. Geiger, F. Girosi

"Parallel and deterministic algorithms for MRFs : surface reconstruction and integration"

Proc. ECCV, Antibes, avril 1990.

[GEM 84]

S. Geman, D. Geman

"Stochastic Relaxation, Gibbs distributions, and the Bayesian restoration of Images".

IEEE Trans. on Pattern Analysis, Mach. Intel, vol. 6, nov. 1984 pp. 721-741.

[GUS 79]

E.E Gustafson, W.C. Kessel

"Fuzzy clustering with a fuzzy covariance matrix"

Proc. IEEE CDC, San Diego, CA, pp761-766,1979

[HAN 82]

M. Hanss, M. Laval - Jeantet

"Notion de physique acoustique"

Actualités en radiodiagnostic- Nouvelles technologies par A. Ariel, D. Dayson, H. Fischgold, R. Schmidt, ed. Masson, pp. 81-89, 1982.

[HAR 79]

R.M. Haralick

"Statistical and structural approaches to texture"

Proc. of IEEE, vol62, n°5, pp 789-804, 1979.

[HAT 91]

J.P. Haton

"Le raisonnement en intelligence artificielle"

Inter Edition, oct. 1991

[HER 91]

I Herlin, N Ayache

"Une nouvelle méthodologie pour l'analyse de séquences d'images échocardiographiques"

Programme 4 : Robotique, Image, Vision, février 1991

[HER 92]

I Herlin, C. Nguyen, C. Graffigne

"Stochastic segmentation of ultrasound images"

In Proc. of Conf. on Computer Vision 1992, pp 289-292, 1992

[HER 93a]

I Herlin, G. Giraudon

"Performing segmentation of ultrasound images using temporal information"

In Proc. of Conf. on Computer Vision 1993, pp 373,378, 1993

[HER 93b]

I Herlin

"Localiser et suivre les contours d'une cavité cardiaque dans une séquence d'images".
Proc. Symposium échocardiographique & analyse d'images ventriculaires, Dijon, 1993, pp. 109-118.

[HIG 90]

W. Higgins, N. Chung, E. Ritman

"Extraction of left-ventricular chamber from 3-D CT images of the heart".
IEEE Trans. Med. Ima. vol. 9 n° 4, déc. 90, pp. 384-395.

[HOL 91]

A. Hollebecq

"Etude d'un système de reconstruction 3D à partir de cliché de coupes scanner X.
Application à la bioprie assisté par ordinateur".
Mémoire CNAM, Lille janvier 1991.

[HU 89]

H.T. Hu, JM. Chassery

"diagrammes de Voronoï généralisés",
Rapport de recherche 799-M-IMAG, Grenoble 1989

[KAS 87]

A. Kass, A. Witking, D. Terzopoulos

"Snakes : Active contour models".
International journal of Computer Vision, pp. 321-331, 1987.

[KAU 75a]

A. Kaufmann

"Introduction à la théorie des sous-ensembles flous. Tome 1 : Elements théoriques de base".
ed. Masson, Paris 1975.

[KAU 75b]

A. Kaufmann

"Introduction à la théorie des sous-ensembles flous. Tome 2 : Application à la linguistique, à la logique et la sémantique."
éd. Masson, Paris 1975

[KEL 92]

J.M. Keller, R.R. Yager, H. Tahami

"Neural network implementation of fuzzy logic"
Fuzzy sets and systems, vol 45, n°1, pp1-12, 1992

[KIR 83]

S. Kirkpatrick, C. Gelatt, M. Vecchi.

"Optimization by simulated annealing".
Science 220, pp. 671-680, 1983.

[KLI 88]

J. Klingler, C. Vaughan, T. Fraker, L. Andrews

"Segmentation of echocardiographic images using mathematical morphology"
IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 35 n° 11, nov. 1988, pp. 925-934.

[KON 92]

S.G. Kong, B. Kosko

"Adaptive fuzzy systems for backing up a truck-and-trailer"

IEEE Trans. on Neural networks, vol3, n°2, pp211-223, 1992

[KUW 79]

M. Kuwahara, S. Eiho, H. Kitagouva, K. Minato, G. Osakada

"Automatic analysis and VTR recording of echocardiogram"

Proc. 6 thConf. Comput. Appl. Radiology, Newport Beach, CA, 1979 pp. 355-361.

[LAN 82]

A. Lansiant, J-L Moretti

"Imagerie ultrasonore et réflexions sur les contraintes physiques"

Masson, Paris 1982.

[LEB 86]

D. Le Bihan

"Imagerie par résonance magnétique"

Collection d'Imagerie Médicale, Masson, 1986.

[LEG 93]

C. Léger

"Contribution au suivi volumique en temps réel du ventricule gauche par échocardiographie".

Thèse de doctorat en sciences pour l'ingénieurs, Université d'Orléans 1993.

[LEG 94]

C. Léger, J. Thiel, R Lédée, F. Patat, L. Pourcelot.

"Modélisation de Fourier du contour parasternal du ventricule gauche".

Traitement du signal vol. 11, n°2, pp. 155-168, 1994.

[LEM 94]

B. Lemarquis, A. Budel, V. Bombardier, E. Levrat, J. Brémont

Actes 4^{ième} Journées Nationales : les applications des ensembles flous
pp. 193-201, 1994.

[LER 81]

I. C. Lerman

"Classification et analyse ordinale de donnée"

Ed. Dunod, 1981

[LEV 89a]

E. Levrat

"Application de la théorie des ensembles flous à l'amélioration et à la segmentation d'images".

Thèse de doctorat, université de Nancy I, Nancy 1989

[LEV 93]

E. Levrat

"Introduction à la logique floue".

Ecole d'hiver EEA, tome 2, logique floue et réseaux de neurones, St. Sorlin d'Arves, 93.

[LIU 94]

W. Y. Liu

"Détection de rupture par mesure de non stationnarité locale : application à la segmentation de signaux multidimensionnels"

thèse de doctorat, Institut National des Sciences Appliquées de Lyon, 1994.

[MAC 67]

J. Macqueen

"Some methods for classification and analyses of multivariate observations"

Proc. 5th Berkeley Symp on Math. Stat and Prob. Univ. of California Press, pp281-297, 1967

[MAC 83]

A. Macovski

"Medical Imaging Systems"

Prentice Hall, 1983.

[MAG 93]

I. Magnin, R. Brion, F. Cazalot, G. Gonnot, J.P. Bodart, G. Dalleau

"Détection et suivi automatique du contour endocardiaque en échographie effort"

Proc. Symposium échocardiographie & analyse d'images ventriculaires, Dijon, pp. 59-66, 1993.

[MAI 87]

G.E. Mailloux, A. Bleau, R. Petitclerc.

"Computer analysis of heart motion from two dimensional echocardiograms.

IEEE Trans. Biomed Eng. vol. BME 34, pp. 356-364, may 87.

[MAL 89a]

C. Maloigne-Fernandez, A. Smolarz

"Comparaison d'algorithmes de segmentation d'images à l'aide des matrices de cooccurrence et des longueurs de plages"

AFCET, 1989

[MAL 89b]

C. Maloigne-Fernandez

"Segmentation et caractérisation d'images de texture à l'aide d'informations statistiques : application à l'agro-alimentaire"

Thèse de doctorat, Université de Compiègne, 1989.

[MAL 89c]

C. Maloigne-Fernandez, A. Smolarz, J.M. Bouvrer

"Caractérisation de biscuits extrudés par des méthodes statistiques d'analyse de texture"

Traitement du Signal, vol6, n°4, pp205-215, 1989

[MAN 75]

E.H. Mamdani, B.R. Gaines

"An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller"

Intern. J. Man-Machine Studies 7, pp1-13, 1975

[MAR 90]

A. Marion

"Introduction aux techniques de traitement d'images".

éd. Eyrolles, 1990.

[MEU 88]

J. Meunier, M. Bertrand, and G. Mailloux

"Speckle tracking in echography of the myocardium : a model study"

In conference on biomedical technologie, 1988.

[NAS 93]

C. Nastar

"Recovery of deformations in medical images

pp. 147-155."

[NEV 93]

M. Neveu

"Utilisation de modèles déformables en reconstruction 3D"

Proc. Symposium echocardiographie & analyse d'images ventriculaires, Dijon, pp. 135-145, 1993.

[OMR]

"Présentation de la logique floue".

Société Omron CORPORATION, fuzzy Technology Center, Shinokoinji, Nagaokokyo-city, Kyoke 617, Japan.

[PAL 78]

S.K. Pal

"Studies on the application of fuzzy set theoretic approach in some problems of pattern recognition and man-machine communication by voice"

Ph. D. dissertation, Calcutta Univ., Calcutta, India, 1978

[PAL 81b]

S.K. Pal, RA King

"Image enhancement using smoothing with fuzzy sets"

IEEE Trans Syst. Man .Cyb., vol. 11, no. 7, pp. 494-501, 1981.

[PAL 82a]

S.K. PAL

"A note on the quantitative measure of image enhancement through fuzziness"

IEEE Trans P.A.M.I., vol. 4, NO 2, PP. 204-208, 1982.

[PAL 83a]

SK. PAL, R.A. KING

"On edge detection of X-ray images using fuzzy sets."

IEEE Trans Patt. Ana. Mach. Intel., vol. 5, no 1, pp. 69-77, 1983.

[PAL 87]

S.K. Pal, N.R. Pal

"Segmentation based on measures of contrast, homogeneity and region size"

IEEE SCM17, n°5, 1987.

[PAL 88]

SK. Pal, A. Ronsenfeld.

"Image enhancement and thresholding by optimization of fuzzy compactness"

Pattern Recognition Letters, vol 7, pp. 77-86, 1988.

[PAL 89]

SK Pal.

"Fuzzy skeletonization of an image"

Pattern Recognition Letters, vol. 10, pp. 17-23, 1989.

[PAL 90]

S.K. Pal

"Index of area coverage of fuzzy image subsets and object extraction"

Pattern Recognition Letters, vol. 11, pp.831-841, 1990.

[PAU 82]

Pauli

"Algorithms for graphics and image processing"

Springer Verlag-Berlin 82.

[PEL 78]

S. Peleg, A. Rosenfeld

"Determining compatibility coefficients for curve enhancement relaxation process".

IEEE Trans. Syst. Man, Cyber. vol. SMC 8 n°7, pp. 548-555.

[PET 85]

E. Petit

"Etude et réalisation d'un système d'analyse de séquence d'images. Application à la détection automatique des contours mobiles des cavités cardiaques sur des d'images échocardiographiques".

Thèse de doctorat en Génie Biologique et Médical, Université Paris Val de Marne 1985.

[PET 93]

E. Petit

"Application des méthodes de segmentation numérique d'images à l'échocardiographie bi-dimensionnelle"

Proc. Symposium échocardiographie & analyse d'images ventriculaires, Dijon, pp. 3-18, 1993.

[PHO 75]

B.T. Phong

"Illumination for computer pictur generated picturest"

Comm. ACM 1975 vol. 18 n°6 pp. 311-317.

[POS]

J. G. Postaire

"De la théorie à la décision".

éd. Dumod

[POU 82]

L. Pourcelot, M. Laval - Jeantet

"Les méthodes ultrasoniques de diagnostic"

Actualisés en radiognostic-Nouvelles technologies par M. Amiel, D. Dayson, H. Fischgold, R. Schmidt, ed. Masson, pp. 90, 1982.

[PRE 82]

C. Prevot

"Reconnaissance artificielle des formes sur les méthodes de détection de contours, Le nouvel automatisme"

1982, pp. 47-53

[ROG 88]

DF Rogez

"Algorithme pour l'infographie"

Mac Graw Hill 1988.

[ROM 74]

C.A. Romick, A.D. Hagom

"Automated echocardiogram analys"

Proc. biomedical Symposuim, San Diego, 1974, pp. 145-152.

[ROS 79]

A. Rosenfeld

"Fuzzy digital topology"

Inform. Central, pp. 76-87, 1979

[ROS 81]

A. Rosenfeld, R. Smith

"Thresholding using relaxation".

IEEE Trans. Pattern Ama. tech. Int., vol. PAMI 3, n°5, pp. 598-607, 1981.

[ROS 82]

A Rosenfeld

"Digital picture processing"

Academic Press, vol. 4 et 2, 1982

[ROS 84]

A. Rosenfeld

"The fuzzy geometry of image subset".

Pattern Recognition letters, vol 2, pp. 311-317, 1984.

[RUS 69]

E Ruspini

"A new approach to clustering"

Inf. Contr., vol15, pp22-32, 1969

[SEL 84]

S.Z. Selim, M.A. Ismail

"K-means type algorithms : A gearalized convergence theorem and characterization of local optimality"

IEEE Trans. PAMI, vol6, n°1, 1984

[SHU 87]

K. Shung

"General engineering principles in diagnostic ultrasound"

IEEE Engineering in Medecine and Biology Magazine, dec. 1987, pp. 7-13.

[SIN 89b]

T. Simchomy, R. Chellappa, Z. Lichtenstein.

"The graduated non convexity algorithm for image estimation using compound Gauss-Markov field models."

Proc ICASSP Glasgow, mai 89.

[SKO 81]

P. Skarton, J. David, Mc Nary, A. Charles, Child, S. John, Newton, F. Caster, Shah, M. Pravin.

"Digital image processing of two dimensional echocardiograms : identification of the endocardium"

The American Journal of Cardiology, vol. 48, pp. 479-486, 1981.

[SMI 94]

P.C. Smits, M. Mari, A. Teschioni, S Dellepiane, F. Fontana.

"Application of fuzzy methods to segmentation of medical images".

Proc. 5ième Conf. Int. IMPU, Paris, 1994, pp. 910-915.

[SUG 85]

M. Sugeno

"An introductory survey of fuzzy control"

Information sciences, n°36, pp59-83, 1985

[TAI 94]

M-C Taine, A. Herment, B Diebold, P. Peronneau.

"Analyse de la cinétique pariétale du coeur et des vaisseaux par ultrasonographie".

Acte 7ième Forum GBM, mai 1994, Lyon pp. 77-78.

[TAL 91]

A. Taleb-Ahmed, J-B Choquel, F. Wauquier, J.P. Dubus

"Algorithme d'échantillonnage pour la reconstruction 3D d'objets définis par des coupes parallèles et implementation par une architecture de traitement temps réel".

13 congrés GRETSI, sept. 1991.

[TAL 92]

A. Taleb-Ahmed

"Etude de technique de représentation 3D d'objets biologiques à partir d'acquisition radiologique X et IRM - Application en neurologie et morphogène céphalique"

Thèse de doctorat en électronique, Université de Lille I, 1992.

[TAN 87]

K.L. Tang, R.J. Mulholland

"Comparing fuzzy logic with classical controller design"

IEEE Trans. on Systems Man and Cybernetics, vol17, n°6, pp1085-1087, 1987

[TAV 94]

J. Tavakkoli, H. Fahimi, E. Zahedi.

"Study of speckle noise in ultrasonic images and its reduction by non linear adaptive digital filters".

Acte du 7ième Forum GBM, les 26 et 27 mai 1994, Lyon pp. 8-9.

[TAX 90]

T. Taxt, A. Lundervold, and B. Angelsen

"Noise reduction and segmentation in time-varying ultrasound images"

In 10th International Conference on Pattern Recognition, Atlantic City, New Jersey, USA, June 1990.

[TEG 94]

S. Teghbit, N. Malvache

"Réflexion sur la répartition des sous-ensembles flous et son influence sur le modèle flous".

Proc. 5ième Conf. Int. IMPU, Paris, 1994, pp. 1180-1185.

[TER 86]

D. Terzopoulos

"Regularization of inverse visual problems involving discontinuities"

IEEE PAMI 8, pp. 413-424, 1986.

[THE 92]

A. Théry

"La segmentation d'images échocardiographiques"

Rapport interne du DEA, Université de Lille I, juillet 1992

[THE 93a]

A. Théry, A. Garbi, J.L. Lecroart, P. Nikyema, Y. Houdas, J.P. Dubus

"Méthode de restitution du mouvement de ventricule gauche dans une scène 3D à partir d'images échocardiographiques sous incidence apicale"

Symposium Echocardiographie & Analyse d'images ventriculaires, Dijon, mars 1993

[THE 93b]

A. Théry, A. Garbi, J.P. Dubus

"Raisonnement flou appliqué à l'analyse d'images échocardiographiques sous incidence apicale"

Acte 14ième colloque GRETSI, Juan les Pin, sept. 1993

[THE 94]

A. Théry, J.L. Lecroart, Y. Houdas, J.P. Dubus

"Méthode de détection du contour ventriculaire par mise en oeuvre d'une base de connaissance et utilisation du raisonnement flou"

Acte 7ième forum GBM, Lyon, pp11-12, 1994

[THE 95]

A. Théry, D. Deguillemont, J.L. Lecroart, J.P. Dubus

"système de segmentation flou d'images échocardiographiques"

A paraître dans ITBM, 1995

[TOU 87]

J.J. Toumazet

"Traitement de l'image sur micro-ordinateur".

éd. Sybex 1987

[UNS 89]

M. Unser, G. Pelle, P. Brun, M. Eden.

"Automated extraction of serial myocardial of borders from M-mode echocardiograms".

IEEE Trans. Med. Imag, vol. MI-8 n°1, pp. 96-103, 1989.

[WAG 83]

R.F. Wagner, S.W. J.M. Sandrik, and Lopez H

"Statistics of speckle in ulytrasound B-scans"

In IEEE Trans. on sonics and ultrasonics, number 30, pages 156-163, 1983.

[WEL 84]

P.N.T Wells, B. Sc, M. Sc., Ph. D., D. Sc.,F. Ist. P., F. Eng., F.I.E.E.

"Medial ultrasonics".

IEEE Proceedings, vol. 131, pt. A, n°4, juin 1984, pp. 225-230.

[WOL 87]

E. Wolfe, E. Delp, C. Meyer, F. Bookestein, A Buda

"Accuracy of automatically determined bomders in digital two-dimensional echocardiography using a cardiac phantom"

IEEE Trans. Med. Ima, vol. 6, pp. 292-296, 1987.

[WOL 94]

J.E. Wolf

"L'écho 3D : le point du cardiologue"

Proc. journées du GDR traitement du signal et des images, l'imagerie cardiaque 3D, nov 1994.

[ZAD 65]

L.A. Zadeh

"Fuzzy sets"

Inform and control 8, 338-353, 1965

[ZAD 75]

L.A. Zadeh, K.S. Fu, k, Tomaka, M. Shimura

"Fuzzy sets and their applications to cognitive and decision processes"

London : Academic, 1975

[ZER 90a]

J. Zerubia, R Chellapa

"mean field approximation using compound Gauss-Markov random field for edge detection and image restoration"

Proc. ICASSP, Albuquerque, avril 1990.

[ZHA 82]

L-F Zhang, E. Geiser

"An approach to optimal threshold selection on a sequence of two-dimensional echocardiographic images".

IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. BME 29, n°8 pp. 577-581, août 1982.

[ZHA 84]

L-F Zhang, Geiser

"An effective algorithm for extracting serial endocardial borders from 2-dimensional echocardiograms".

IEEE, Trans. Biomed. Eng. vol. BME 31 n°6, juin 1984, pp. 441-447.

[ZWE 83]

W. Zwehl, R. Levy, E. Garcia, R. V. Haendchen, W. Childs, S. R. Corday, S. Meerbaum, E. Corday

"Validation of computerized edge detection algorithm for quantitative two-dimensional echocardiography".

Circulation, vol. 68, pp. 1127-1135, 1983.

RESUME

L'étude du ventricule gauche se fait à partir de clichés échocardiographiques représentant un cycle cardiaque. Pour mesurer les paramètres morphométriques ou visualiser le mouvement du ventricule afin de quantifier les anomalies de celui-ci, il est nécessaire de détecter automatiquement dans les clichés la cavité ventriculaire.

Malheureusement ces images sont fortement bruitées, le contour de la cavité n'est pas net et peut même ne pas être visible. Plusieurs méthodes de détection existent, mais elles ne répondent pas à tous les critères pour être utilisables par les praticiens : rapidité, méthode automatique, robustesse.

Pour essayer d'apporter une solution au problème, dans cette thèse, nous proposons d'appliquer le concept du "flou" pour la détection de la paroi de la cavité. Le raisonnement flou permet de prendre en considération l'information incertaine et imprécise telle que le bruit ou l'imprécision de la position du contour de la paroi ventriculaire dans le cas étudié. Dans cette théorie, les éléments ne sont pas décrits de manière quantitative mais de manière qualitative, à laquelle lui est associé un degré d'appartenance. Le système de détection mis en oeuvre nécessite la connaissance des caractéristiques de l'objet à détecter.

La thèse est articulée de la manière suivante : le premier chapitre donne les généralités de l'échographie, le deuxième présente le projet et son état d'avancement, le troisième contient une étude bibliographique fait sur la segmentation des images échocardiographiques. Le quatrième chapitre présente la théorie du flou ainsi que les méthodes de détection de segmentation utilisant ce concept.

D'après les études bibliographiques faites, nous concluons qu'un système de détection utilisant un système flou peut convenir. Le système flou mis en oeuvre et les résultats obtenus sont présentés dans les chapitres six et sept. Le dernier chapitre aborde le traitement en parallèle pour réduire le temps de calcul.

Mots clefs : échocardiographie, ventricule gauche, logique floue, système flou, traitement d'images, segmentation

