

Architecture de fusion de données basée sur la théorie de l'évidence pour la reconstruction d'une vertèbre

Structure of data fusion based on the theory of evidence for the reconstruction of vertebra

par Abdelmalik TALEB-AHMED*, Laurent GAUTIER*, Michèle ROMBAUT**

* Laboratoire d'Analyse des Systèmes du Littoral UPRES 2600 Université du Littoral Côte d'Opale, taleb@lasl-gw.univ-littoral.fr, tel : 03 21 46 56 54

** Laboratoire des Images et des Signaux UMR CNRS 5083 IUT 1 Université Joseph Fourier, Michele. Rombaut@lis.inpg.fr

résumé et mots clés

Cet article concerne la description d'une architecture de fusion de données pour la détection du cortical osseux d'une vertèbre dans une image IRM, développée dans le cadre d'une collaboration avec le département de radiologie de l'Institut Calot de Berck-sur-Mer et Siemens. Il s'agit de déterminer l'appartenance effective de points de contour obtenus par une méthode de segmentation par contour actif au cortical. Plusieurs paramètres associés à chacun de ces points sont pris en compte (niveau de gris, niveau de gris moyen et écart type sur un voisinage, distance entre points appartenant à des coupes voisines). L'architecture est basée sur le formalisme de la théorie de l'évidence. Nous discutons des résultats obtenus, de leur validité et nous donnons les perspectives envisagées de la suite de ce travail.

Fusion de données, théorie de l'évidence (Dempster-Shafer), images IRM, segmentation 2D, contour actif.

abstract and key words

The work presented in this article is carried out in collaboration with the department of radiology of the «Institut Calot de Berck-sur-Mer » and Siemens. This article relates to the description of an architecture of data fusion for detection of the cortical osseous one of a vertebra from magnetic resonance imaging (MRI). The goal is to determine the effective membership of points of contour obtained by active contour method to the cortical. Several parameters associated to the points are taken into account (gray level, mean of gray level and standard deviation on a neighbourhood, outdistances between points belonging to close slices). The architecture is based on the formalism of the evidence. We discuss the results obtained, the validity of them and we propose further objectives of this work.

Data fusion, evidence theory (Dempster-Shafer), MRI images, 2D segmentation, snake.

1. introduction

1.1. le problème médical

Une scoliose [1] [2] est une déformation tridimensionnelle complexe du rachis provoquée par une maladie du rachis au cours de la croissance. Cette maladie est connue depuis l'antiquité, cependant nous savons encore peu de choses sur cette affection qui reste un des problèmes les plus difficiles à résoudre en l'orthopédie. La scoliose constitue un véritable problème de santé publique, quelques chiffres permettent de s'en persuader. L'incidence des scolioses varie selon les critères diagnostiques retenus, le type de population et les modes d'étude. On estime que 4 % à 7 % de la population a un problème de « type scoliotique », mais que moins de 1 % a une scoliose vraie qui nécessite un traitement. La prévalence des scolioses idiopathiques¹ est inversement proportionnelle à la sévérité de la courbure, sa distribution est logarithmique. Parmi les vraies scolioses, une sur dix nécessite un traitement chirurgical et deux sur dix un traitement orthopédique. Le suivi médical dure entre 3 et 5 ans, à raison de deux à quatre consultations, avec bilans radiographiques. L'âge moyen de début de traitement est vers 13 ans. On estime en effet que 1 % à 4 % des enfants et des adolescents des populations occidentales présentent pendant leur croissance un problème rachidien de « type scoliotique », qui n'est pas forcément une scoliose vraie et structuralisée, ni une déformation grave ou évolutive.

En collaboration avec Siemens et le docteur H. Leclot du service de radiologie de l'Institut Calot de Berck-sur-Mer, nous nous sommes engagés dans l'étude des déformations vertébrales 3D par Imagerie Résonance Magnétique (IRM) [3] pour évaluer les modifications des positions relatives d'une vertèbre à l'autre en translation et en rotation, mais aussi pour mieux comprendre la biomécanique et la physio-pathologie des scolioses. Le protocole défini par l'Institut Calot de Berck-sur-Mer consiste en un examen clinique courant à l'aide d'un système d'imagerie de type IRM de 0.2 Tesla qui fournit une séquence d'images, de protocole T1, constituée de coupes parallèles 2D jointives. Nous présentons ici la première étape de ce travail concernant la segmentation 2D des vertèbres à partir d'une de ces séquences [4] [5] [6] [7].

1.2. la fusion de données pour la segmentation d'images

L'objectif final de ce projet est de reconstruire la colonne vertébrale et plus particulièrement chacune des vertèbres en 3D à partir d'une série de coupe 2D d'images IRM. La première étape traitée ici consiste à déterminer sur chacune des images, les pixels qui correspondent au cortical osseux². La segmentation d'images médicales est un problème complexe, qu'il s'agisse de séquence d'images IRM ou autre. En effet, les coupes ne sont pas infiniment fines ce qui entraîne qu'un même pixel peut correspondre à plusieurs types de tissus simultanément (effet de volume partiel). Il est donc impossible de le classer effectivement. De plus, le niveau de bruit est souvent important ce qui induit aussi des erreurs de classification. Donc utiliser une seule donnée sur un pixel (par exemple son niveau de gris) pour décider s'il appartient au cortical osseux ne donne en général pas de résultats très fiables. Il est alors indispensable d'utiliser d'autres données afin d'améliorer la qualité de la segmentation.

On se propose d'utiliser la fusion d'informations qui consiste à combiner des informations issues de plusieurs sources afin d'améliorer la prise de décision [8] [9] [10]. Les informations dont il est question peuvent être des données brutes provenant directement du capteur physique [3], des données ayant au préalable subi un traitement [11] [12] et enfin des connaissances *a priori* qui peuvent être des connaissances expertes, des connaissances statistiques ou des connaissances physiques. L'objet de la fusion est donc d'améliorer la connaissance sur la vertèbre et plus particulièrement sur la localisation du cortical osseux, à partir des informations dont on dispose, c'est-à-dire des images IRM qui ne donnent qu'une vision partielle et déformée de cette vertèbre. Les informations concernent toutes la même vertèbre, elles devraient donc être *a priori* concordantes sauf si la conception ou l'utilisation des capteurs ou des algorithmes est non adaptée.

Dans cet article, on propose de développer une architecture de fusion de données basées sur le formalisme de la Croissance. En effet, cette théorie est bien adaptée lorsque les informations à combiner sont hétérogènes. De plus, elle permet de formaliser explicitement le doute entre différentes hypothèses, ce qui est un atout dans des applications de diagnostic médical, ainsi que le conflit entre sources quand celles-ci ne sont pas concordantes. Le paragraphe 2 donne les fondements de cette théorie. Le paragraphe 3 est consacré à la phase importante de définition de l'espace de décision et de spécification des informations d'entrées. Dans le paragraphe 4, on propose une manière de modéliser la connaissance sous forme de distributions de masse. Enfin dans le paragraphe 5, on présente l'architecture globale de fusion. On finira par quelques résultats obtenus sur des images réelles.

1. On qualifie d'idiopathique une scoliose qui survient spontanément, en dehors de tout contexte pathologique reconnu, c'est-à-dire qu'elle n'est associée à aucune autre affection.

2. Élément anatomique servant à identifier l'enveloppe 3D de chaque vertèbre.

2. présentation de la théorie de l'évidence

2.1. introduction

La théorie de l'évidence fut historiquement introduite par Shafer [13]. Mais les origines de la théorie sont attribuables à Dempster [14], [15], par ses travaux sur les bornes inférieure et supérieure d'une famille de distributions de probabilités. À partir du formalisme mathématique développé, Shafer [13] a montré l'intérêt des fonctions de croyance pour la modélisation de connaissances incertaines. L'utilité de ces fonctions comme alternative aux probabilités subjectives a été démontrée plus récemment et de manière axiomatique par Smets [16] [17] [18] au travers du *Modèle de Croyance Transférable* fournissant ainsi une interprétation claire et cohérente du concept sous-jacent à la théorie. Elle est particulièrement bien adaptée à la problématique médicale abordée dans cet article par le fait qu'elle identifie et différencie clairement la méconnaissance et le conflit entre plusieurs sources d'information. D'autres approches telles que la théorie des possibilités [19] [20] pourraient elles aussi être utilisées pour de telles applications et donner des résultats de qualité équivalente. Mais quelle que soit l'approche choisie, la difficulté principale réside dans la modélisation des informations qui sont fusionnées. Cette modélisation diffère suivant l'approche choisie et empêche toute comparaison quantitative entre les différents formalismes.

2.2. définitions

Le cadre de discernement Θ contient les N hypothèses H_i nécessaires à la description complète d'une situation présentée :

$$\Theta = \{H_1, H_2, \dots, H_N\} \quad (1)$$

L'ensemble Θ est exhaustif et exclusif, c'est-à-dire que :

- la solution au problème est obligatoirement l'une des hypothèses H_i du cadre de discernement,
- la solution est unique.

Dans cette théorie, le raisonnement porte sur l'ensemble 2^Θ qui est l'ensemble de tous les 2^N sous-ensembles S de Θ :

$$\begin{aligned} 2^\Theta &= \{S/S \subseteq \Theta\} \\ &= \{\emptyset, \{H_1\}, \{H_2\}, \dots, \{H_N\}, \{H_1, H_2\}, \dots, \Theta\} \end{aligned} \quad (2)$$

Pour exprimer le degré de confiance d'une source pour chaque élément S de 2^Θ , on lui associe une masse d'évidence élémentaire $m(S)$ qui indique toute la confiance que l'on peut avoir

dans cette proposition sans pour autant privilégier aucune des hypothèses qui la compose. La fonction m est définie de 2^Θ sur $[0, 1]$ par :

$$\sum_{S \subseteq \Theta} m(S) = 1 \quad (3)$$

Les éléments de 2^Θ ayant une masse non-nulle sont appelés éléments focaux. La masse $m_\Theta(S)$ représente la part de croyance placée exactement sur la proposition S . La méconnaissance est modélisée explicitement en affectant une masse non nulle à des propositions de cardinal supérieur à 1, la méconnaissance totale consistant à affecter toute la masse à Θ . Si la source considère que la solution est effectivement dans Θ , alors :

$$m(\emptyset) = 0 \quad (4)$$

2.3. la combinaison

Les sources d'information dont on dispose ne permettent en général pas de connaître avec certitude l'hypothèse qui correspond à la réalité de la situation. Cela signifie que la masse d'évidence est répartie sur plusieurs éléments de 2^Θ , mais n'est pas totalisée sur une seule hypothèse singleton qui serait alors la solution.

Donc, si l'on dispose de plusieurs sources indépendantes auxquelles sont associées des distributions de masse, il est possible d'en déduire une distribution de masse qui tienne compte de toutes les informations disponibles. La règle proposée par Dempster sous sa forme non normalisée permet de combiner plusieurs fonctions de masse, on parle de somme conjonctive que l'on note :

$$m = m^{S_1} \oplus m^{S_2} \quad (5)$$

$$m(S) = \sum_{B \cap C = S} m^{S_1}(B) \cdot m^{S_2}(C) \quad (6)$$

Si les sources sont concordantes, la distribution de masse résultante vérifie la propriété (4). Si elles sont discordantes, au moins partiellement, alors la masse de l'ensemble vide $m(\emptyset) \neq 0$. Celle-ci correspond explicitement au degré de conflit entre les sources d'information. Si $m(\emptyset) = 1$ alors les sources sont totalement discordantes. Le conflit entre deux distributions de masse est le signe de la défaillance d'un capteur, d'un algorithme, ou d'une modélisation. Il ne peut être ignoré, son traitement doit être prévu soit en ligne [21], soit hors ligne.

La règle de combinaison impose comme condition nécessaire que les sources d'information soient indépendantes, ceci pour éviter un résultat biaisé. Cette notion d'indépendance reste dans la pratique une notion ambiguë et difficile à vérifier pour des

données réelles. La définition la plus souvent donnée est : « des sources sont considérées comme indépendantes si elles sont distinctes ».

2.4. la décision

La fusion de données par la combinaison des distributions de masse permet d'obtenir une distribution unique qui tient compte de toutes les informations disponibles. Il s'agit ensuite de décider l'hypothèse qui correspond « au mieux » à la réalité observée. On peut utiliser pour cela plusieurs critères dont on présente les principaux.

Maximum de crédibilité Sur le même cadre de discernement, la fonction de crédibilité est définie par :

$$Cr(S) = \sum_{B \subseteq S; B \neq \emptyset} m(B) \quad (7)$$

Ce critère est « optimiste » car il ne tient pas compte de conflits éventuels. Si le choix se fait uniquement sur les hypothèses simples, alors cela revient à choisir l'hypothèse ayant le maximum de masse d'évidence, car :

$$Cr(H_i) = m(H_i)$$

C'est ce critère que nous avons utilisé par la suite.

Maximum de plausibilité La fonction de plausibilité est définie par :

$$Pl(S) = \sum_{S \cap B \neq \emptyset} m(B) \quad (8)$$

Ce choix peut être qualifié de « prudent » car il tient compte des avis incertains mais non conflictuels.

Probabilité pignistique Certains auteurs, comme Smets [16], [17] [18] [22], préfèrent utiliser une fonction de probabilité pour ensuite appliquer les méthodes classiques de décision dans le cadre probabiliste. La construction de cette probabilité, dite pignistique, est donnée par :

$$BetP(S) = \sum_{B \subseteq \Theta} m(B) \frac{|B \cap S|}{|B|} \quad \forall S \subseteq \Theta \quad (9)$$

avec $|\cdot|$ = cardinal.

Cela revient à répartir uniformément la masse des hypothèses composées sur chacune des hypothèses simples la composant.

3. les données du problème

3.1. les conditions expérimentales

Dans l'étude que nous avons menée, le protocole définissant les examens cliniques pratiqués à l'Institut Calot de Berck-sur-Mer a été défini de la manière suivante : l'imageur par résonance magnétique utilisé est un Magnetom Open de 0.2 *Tesla* de chez Siemens, les paramètres du protocole de mesure sont les suivants :

- le champ de vue est de 360 mm,
- la résolution spatiale est de 512 × 512,
- le plan latéral est le seul plan de coupe,
- le nombre de coupes est de 12,
- les coupes sont jointives,
- la distance inter-coupe est de 4 mm,
- l'épaisseur de coupe est de 4 mm,
- le côté du pixel est de 0.7031 mm,
- la taille du voxel est de 1.96 mm³,
- les paramètres de mesure de la séquence d'acquisition pondérée T_1 sont :

$$T_R = 8.51 \cdot 10^2 ms, T_E = 3 \cdot 10^1 ms, T_I = 0 ms.$$

On dispose d'une série d'images correspondant aux coupes parallèles de la colonne vertébrale. Sur chacune de ces images apparaissent un certain nombre d'organes (peau, corps vertébral, cortical osseux, muscle, air, graisse, fluide). De par les propriétés du protocole d'acquisition pondéré en T_1 , tous les organes à forte concentration de protons d'hydrogène renvoient un signal élevé qui se traduit par une valeur de niveau de gris importante. Le cortical osseux représente le contour de la vertèbre qui, constituée d'os ne contient que très peu de protons d'hydrogène : le signal renvoyé est très faible. Il y a donc les structures renvoyant un faible signal, que l'on appelle hypo-signal, et les structures renvoyant un fort signal que l'on appelle hyper-signal. Beaucoup de ces éléments ne sont pas dissociables les uns des autres sur l'image IRM. Ce problème de différenciation est dû au principe de fonctionnement du capteur IRM (artefacts de bords, problème de distorsion, volume partiel, bruit, ...), mais seul le volume partiel et le bruit sont des facteurs limitant la segmentation.

3.2. les informations à obtenir : définition des espaces de discernement

Sur chacune des images correspondant à une coupe, on souhaite déterminer quels sont les pixels qui appartiennent totalement au cortical osseux. La segmentation a été réalisée sur une vertèbre représentative (L_3), la même opération est ensuite répétée pour

chacune des vertèbres constituant la colonne. Chaque coupe est constituée d'éléments de 7 types d'organes différents définis dans l'espace de discernement Θ :

$$\Theta = \{\text{peau, corps vertébral, cortical osseux, muscle, air, graisse, fluide}\}$$

À cause de l'effet de volume partiel, une zone correspondant à un pixel peut être composée d'un mélange de plusieurs organes différents. On ajoute un nouvel élément « mélange » à Θ .

$$\Theta = \{\text{peau, corps vertébral, cortical osseux, muscle, air, graisse, fluide, mélange}\}$$

Cet élément « mélange » ne peut être considéré comme une proposition formée des hypothèses associées aux tissus le composant. En effet, les propriétés physiques du mélange peuvent être différentes de celles des tissus qui le composent, alors que la proposition composée de différentes hypothèses correspond à des tissus dont les propriétés physiques sont proches ce qui explique le doute entre ces tissus.

L'objectif est de décider pour chaque pixel s'il appartient ou non au cortical osseux, et quelle est la confiance associée à cette décision.

3.3. segmentation par contour actif

L'une des difficultés du traitement d'image est le nombre très important de données brutes à traiter, c'est-à-dire le nombre de pixels. En général, il est souvent possible de limiter le nombre de ces pixels par des traitements adaptés, en déterminant par exemple une région d'intérêt. On se propose ici de définir des points d'intérêt susceptibles d'être sur le contour de la vertèbre. Comme nous travaillons sur des coupes 2D, nous avons choisi de nous intéresser aux méthodes de segmentation 2D. Le cortical osseux est caractérisé par la présence d'une étroite zone de faible signal, ce qui nous a conduit vers la classe des opérateurs de segmentation orientés contour [11], [12]. Les méthodes classiques d'extraction de contours testées n'ont pas permis d'obtenir des contours fermés dans tous les cas. Nous avons donc choisi une démarche utilisant des critères de détection globaux et conservant toute l'information disponible, c'est-à-dire une méthode basée sur l'utilisation de contours actifs. Les méthodes de segmentation 3D donneront certainement de meilleurs résultats mais pour l'instant, nous nous sommes limités au protocole d'examen courant de l'Institut Calot basé sur l'étude de coupes 2D.

3.3.1. principe de la méthode

Sur chacune des coupes parallèles de la colonne vertébrale, une segmentation par contour actif a été réalisée.

Les techniques des contours actifs ont toutes en commun le principe de minimisation d'une énergie [23] [24] [25] [26] [27]. Cette énergie correspond à la somme d'une énergie interne, qui rend compte de la rigidité du contour actif, et d'une énergie externe, due aux forces dans l'image et à l'action de l'opérateur. Sous forme paramétrique, un contour actif peut être défini de la manière suivante :

$$\Omega = [0, 1] \xrightarrow{v} \mathbb{R}^2 \quad (10)$$

$$s \xrightarrow{v} v(s) = (x(s), y(s)), \quad (11)$$

où $v(s) = (x(s), y(s))$ décrit le contour en fonction de l'abscisse curviligne $s \in [0, 1]$. Le modèle de déformation est défini sur un espace D de déformations admissibles et son énergie est donnée par :

$$E : D \longrightarrow \mathbb{R} \quad (12)$$

$$v \longrightarrow E_{snake}(v) = \int_0^1 [E_{int}(v(s)) + E_{ext}(v(s))] ds \quad (13)$$

où :

- $E_{int}(v(s))$ est l'énergie interne du contour actif au point $v(s)$,
- $E_{ext}(v(s))$ est l'énergie des forces externes appliquées au contour actif au point $v(s)$.

Les forces internes permettent d'imposer une contrainte de régularité au contour actif. Il est ainsi possible d'obtenir des contours lissés même si l'image est fortement bruitée. L'énergie interne du contour actif est l'intégrale de l'énergie interne locale sur son contour :

$$E_{int} = \int_0^1 E_{int}(v(s)) ds \quad (14)$$

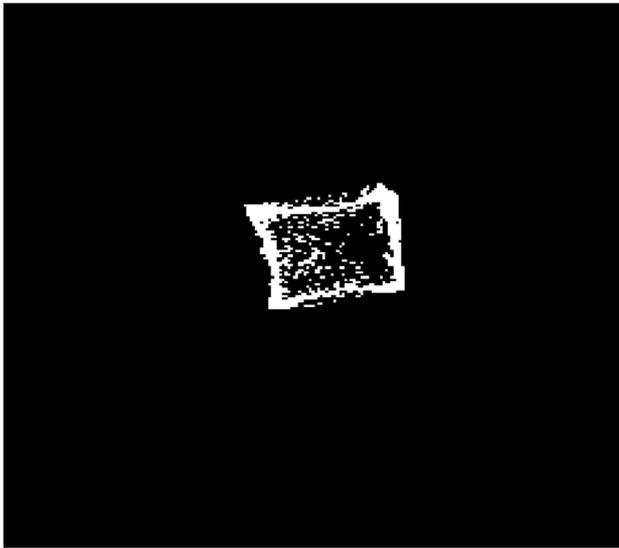
L'énergie externe est déterminée de façon à stabiliser le contour actif sur le contour. Elle est composée d'une énergie calculée à partir de l'image et éventuellement d'une énergie potentielle additionnelle dont dérive le champ de forces traduisant les contraintes imposées par l'opérateur :

$$E_{ext}(v(s)) = \omega_i E_{image}(v(s)) + \omega_0 E_{opérateur}(v(s)) \quad (15)$$

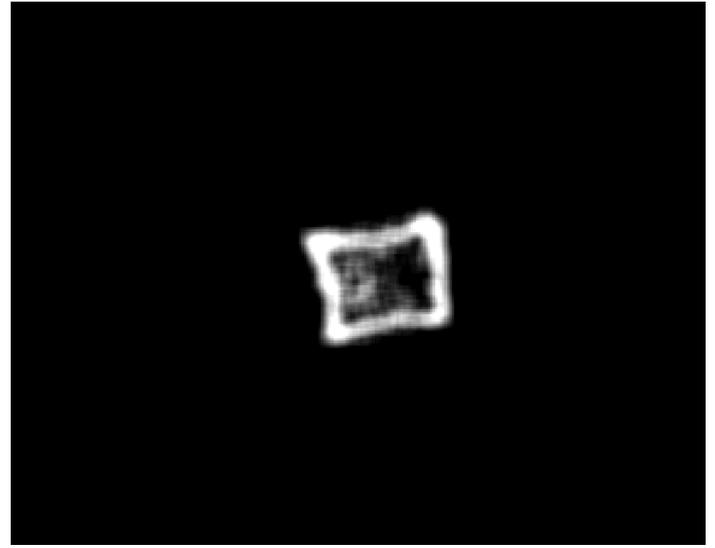
où ω_i et ω_0 pondèrent leurs contributions à l'énergie externe.

3.3.2. résolution de l'équation d'évolution

Un contour est défini dans cette logique comme correspondant à la position pour laquelle son énergie atteint un minimum local. La solution $v(s)$ recherchée est celle pour laquelle l'énergie totale atteint un minimum global, la difficulté étant d'éviter, à



(a)



(b)

Figure 1. – Contour seuillé et lissé.

cause du bruit, de rester bloqué dans un minimum local. La minimisation de l'intégrale de l'équation 13 revient à résoudre l'équation d'Euler-Lagrange associée [25] :

$$-\frac{\partial}{\partial s} \left(\alpha(s) \frac{\partial v(s)}{\partial s} \right) + \frac{\partial^2}{\partial s^2} \left(\beta(s) \frac{\partial^2 v(s)}{\partial s^2} \right) + \nabla E_{ext}(v(s)) = 0 \quad (16)$$

Pour résoudre cette équation, une estimation initiale de la solution est supposée connue. Alors, l'équation d'évolution prend la forme :

$$\begin{cases} \frac{\partial v(s, t)}{\partial t} - \frac{\partial}{\partial s} \left(\alpha(s) \frac{\partial v(s, t)}{\partial s} \right) + \frac{\partial^2}{\partial s^2} \left(\beta(s) \frac{\partial^2 v(s, t)}{\partial s^2} \right) \\ + \nabla E_{ext}(v(s)) = 0 \\ \text{conditions aux limites} \end{cases} \quad (17)$$

où t est le pas d'itération.

3.3.3. résolution dans le cadre de l'application

L'énergie externe a été choisie de la façon suivante :

$$E_{ext}(v(s)) = -\omega_{i1} (G_\sigma * \text{Bin}(I(v(s)))) + \omega_{i2} I(v(s)) \quad (18)$$

où

– G_σ est une fonction gaussienne d'écart-type σ et où $*$ représente le produit de convolution. Cette opération permet d'étaler le gradient. Au départ σ est choisi suffisamment grand de manière à ce que le contour actif soit attiré dans la direction

des zones de forts gradients. Ensuite, on fait décroître le paramètre σ de la fonction gaussienne et ainsi la position du contour se précise et le contour actif se stabilise de plus en plus près de la solution recherchée.

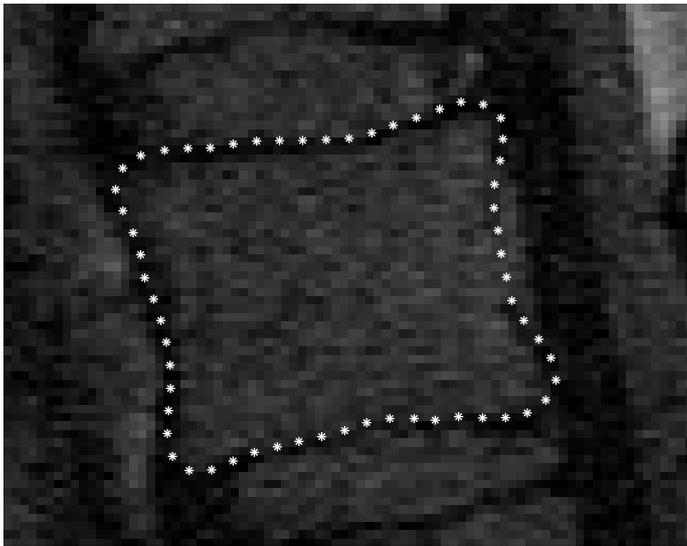
– Bin représente l'opération de binarisation.

– $I(v(s))$ représente l'intensité de l'image.

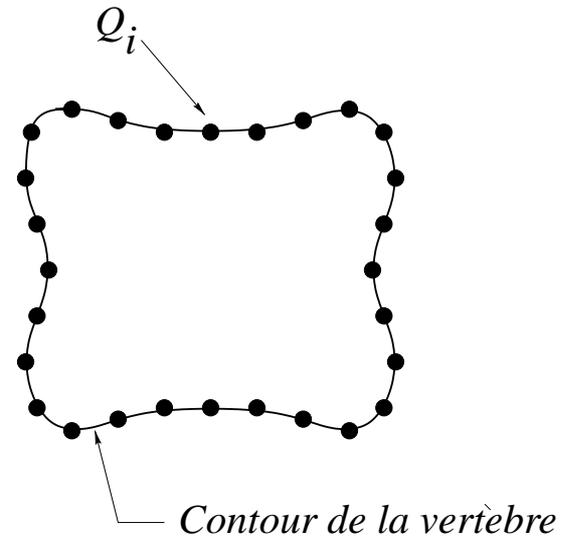
Pour mettre en œuvre la méthode, on délimite sur un coupe sagittale une région d'intérêt (ROI) qui contient la vertèbre à segmenter, puis on réalise une binarisation pour ne conserver que le contour grossier de la zone où est située le cortical osseux (cf. figure 1(a)), on effectue sur ce résultat un lissage par une fonction gaussienne de variance σ égale à 5 (cf. figure 1(b)). On obtient ainsi une carte des distances qui facilite et accélère la convergence du contour actif vers le cortical osseux.

Le snake obtenu est directement lié à la carte des distances (paramètre σ du filtre gaussien), à la valeur des coefficients de pondération ω_{ij} mais aussi à la disposition du contour que l'on recherche (cf. figure 2(a)). En effet, dans notre cas le cortical osseux est très proche, voir parfois confondu, avec les organes connexes. Cela se traduit par une carte des distances ne respectant pas la position exacte des contours de la vertèbre, ce qui amène le contour actif à suivre parfois, un mauvais contour.

Les contours ainsi obtenus sont très satisfaisants lorsque le phénomène du volume partiel est négligeable, dans le cas contraire ils peuvent diverger (cf. figures 3). Il s'agit donc de déterminer, pour chacun des points du contour obtenus, s'il appartient effectivement au cortex. Une manière de résoudre ce problème consiste à exploiter d'autres informations disponibles dans la séquence, au niveau pixel et au niveau contour, à l'aide de l'approche fusion de données afin de minimiser l'incertitude due entre autre à ce problème de volume partiel.



(a) snake obtenu, pour $\omega_{i1} = 0.4$ et $\omega_{i2} = 0.6$



(b) Contour actif échantillonné

Figure 2. – Contour actif.



$Q_i = \text{snaxel}$

Divergences locales

Figure 3. – Contours actifs divergents.

3.3.4. re-échantillonnage

La méthode présentée ci-dessus permet d'obtenir un ensemble de snaxels répartis uniformément sur le contour de la vertèbre recherchée (cf. figure 3). Toutefois le nombre de snaxels varie en fonction de la taille et de la forme de la vertèbre. Afin de pou-

voir prendre en compte les informations sur les coupes successives, il est nécessaire de disposer d'un nombre de snaxels identiques pour chaque contour. Pour cela, on re-échantillonne à angle constant le contour obtenu sur chaque coupe en lançant des rayons à intervalle angulaire constant à partir du centre de gravité du contour considéré. Cette méthode a l'avantage d'être

peu sensible aux brusques variations de convexité des contours. À l'issue de cette étape, on dispose d'un nombre identique M de snaxels sur chaque contour actif. On note Q_i le snaxel courant (cf. figure 2(b)).

3.3.5. recalage

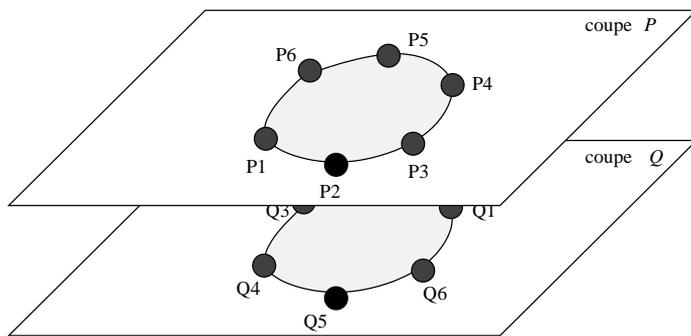
La segmentation par contour actif est faite de manière indépendante sur chaque coupe. Pour l'exploitation correcte des informations issues de la segmentation 2D, les différentes coupes doivent être recalées. Soient deux coupes consécutives notées P et Q d'une séquence IRM. On cherche à appairer deux-à-deux les points des contours actifs de P et Q (cf. figure 4(a)). Pour cela, on propose de chercher la meilleure situation spatiale de ces deux coupes vérifiant la relation suivante :

$$D_{moy}^j = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M d(P_i, Q_{i+j}) \quad j \in [1..M] \quad (19)$$

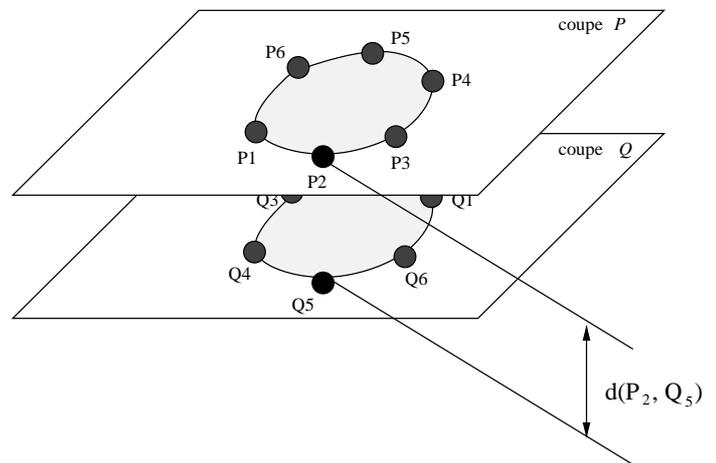
avec :

$$d(P_i, Q_i) = \sqrt{(x_{P_i} - x_{Q_i})^2 + (y_{P_i} - y_{Q_i})^2 + (z_{P_i} - z_{Q_i})^2}. \quad (20)$$

Pour les M possibilités de mise en correspondance des ensembles de points P_i et Q_i des contours actifs P et Q obtenues par permutation circulaire, on calcule la distance moyenne D_{moy}^j . On considère que les points sont appariés deux-à-deux lorsque D_{moy}^j est minimale (cf. figure 4(b)). Il existe d'autres approches plus performantes notamment l'algorithme « Dynamic Time Warping » (DTW) utilisé dans de nombreuses applications. On peut citer l'application en reconnaissance de gestes [28], en robotique [30], traitement de la parole [29], dans l'industrie [31] et enfin en médecine [32].



(a)



(b)

Figure 4. – Recalage de deux coupes consécutives.

3.4. les sources d'information

Un certain nombre d'informations de type numériques obtenues par traitement des images peuvent être exploitées pour un point Q_i quelconque :

1. le niveau de gris. Ce paramètre a été utilisé dans l'algorithme du contour actif.
2. la moyenne et l'écart-type de niveau de gris sur un voisinage du snaxel étudié.
3. la distance $d(P_i, Q_i)$ qui sépare deux points appariés P_i et Q_i .

À partir de ces informations numériques, il faut être capable de déterminer si un snaxel appartient ou non au cortex. On dispose donc de connaissances qui proviennent soit d'une expertise humaine, soit d'une expertise statistique, ou enfin d'une expertise physique :

1. Le cortical osseux correspond à un faible signal (hypo-signal) *i.e.* un faible niveau de gris. Cette connaissance est déduite des lois physiques qui régissent le capteur et des effets sur les différentes structures anatomiques.
2. Une étude statistique est réalisée sur des images réelles. Pour réaliser l'expertise, nous effectuons un apprentissage statistique sur chacune des 12 coupes de 20 séquences IRM. Pour une coupe donnée telle que celle de l'exemple de la figure 5, on étudie toutes les situations possibles que l'on peut associer à un pixel Q_i quelconque.

Il est à noter que sur les coupes sagittales, les artères ou les veines ne sont pas perpendiculaires au plan de coupe. Par contre, ils sont visibles dans le plan de coupe axiale. La classe « fluide » n'est donc pas représentée dans les images sagittales.

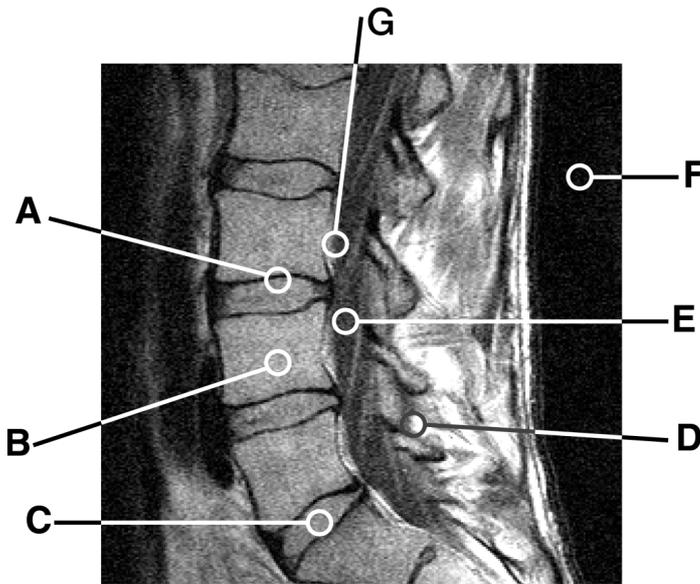


Figure 5. – Apprentissage statistique.

Le tableau 1 présente, pour chacune de ces situations, la valeur minimale de l'intensité et la valeur de l'écart type (notée σ) calculées à partir d'un voisinage 3×3 et 5×5 . Il montre que le calcul sur un voisinage 3×3 est suffisant, car les résultats sont similaires pour les deux voisinages : les pixels du cortical osseux possèdent une intensité minimale faible et un écart-type fort.

3. La distance inter-coupe est connue par la structure du capteur et l'expertise dit que la dimension de la vertèbre est grande par rapport à cette épaisseur.
4. Une distance importante entre deux points en correspondance sur deux coupes consécutives signifie que l'un des deux ne fait pas partie du cortical osseux.
5. Une faible distance entre deux points en correspondance sur deux coupes consécutives signifie que tous les deux font partie du cortical osseux.
6. Sur trois coupes consécutives, si les deux distances entre les trois points mis en correspondance est importante, alors le point central ne fait pas partie du cortical osseux.

4. modélisation de la connaissance : les distributions de masse

Pour chaque point Q_i du contour de la coupe Q , on dispose de mesures et de connaissances *a priori*. Il s'agit maintenant de

Tableau 1. – Résultats de l'apprentissage.

	voisinage 3x3		voisinage 5x5	
	Intensité minimale	σ	Intensité minimale	σ
cortical osseux : zone A	59	287	59	330
corps vertébral : zone B	782	107	782	98
disque inter vertébral : zone C	775	86	707	101
mélange : zone D	629	275	460	341
muscle : zone E	285	103	198	101
air : zone F	40	80	40	91
mélange : zone G	387	166	373	206

modéliser ces informations afin de pouvoir les fusionner dans le but de prendre une décision sur l'appartenance de chacun de ces points Q_i au cortical osseux. La modélisation passe par la définition d'une distribution de masse d'évidence dépendante de chacune des mesures et basée sur les connaissances. On rappelle que les informations mesurées ou calculées pour chaque snaxel sont les suivantes :

- le niveau de gris,
- l'écart-type de niveau de gris sur le voisinage,
- la distance d entre deux snaxels correspondant sur des coupes consécutives.

4.1. minimum de l'intensité de niveau de gris

D'après l'étude statistique faite sur un voisinage 3×3 du point Q_i (tableau 1), on en conclut que le minimum de l'intensité de niveau de gris est faible pour le cortical osseux, l'air et les fluides. On définit donc la proposition S_{gris} par :

$$\begin{aligned} S_{gris} &\in 2^\Theta \\ \frac{S_{gris}}{S_{gris}} &= \{\text{cortical osseux, air, fluides}\} \\ \frac{S_{gris}}{S_{gris}} &= 2^\Theta - S_{gris} \end{aligned} \quad (21)$$

On propose une distribution de masse m_{gris} telle que représentée sur le graphe supérieur de la figure 6. Les seuils ont été fixés de façon heuristique à partir des observations faites.

4.2. maximum d'écart-type

L'étude statistique indique que le maximum d'écart-type sur le voisinage 3×3 correspond au cortical osseux et au mélange entre deux organes. On définit donc

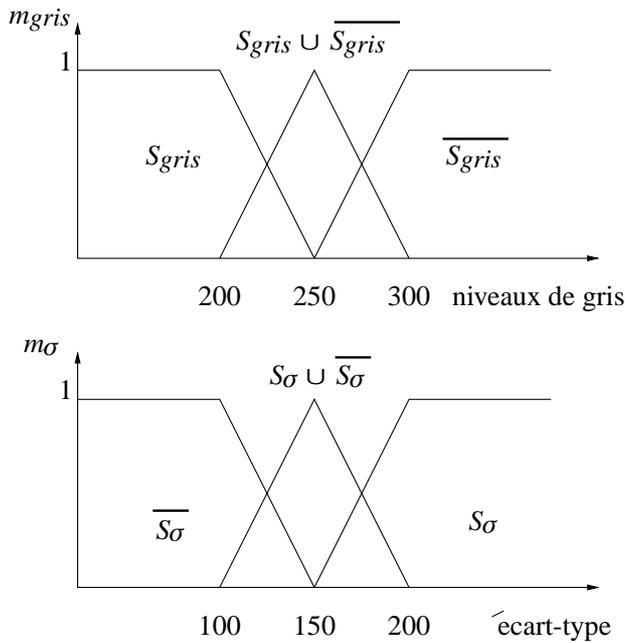


Figure 6. – Fonctions de masses.

$$\begin{aligned}
 S_\sigma &\in 2^\Theta \\
 S_\sigma &= \{\text{cortical osseux, mélange}\} \\
 \overline{S_\sigma} &= 2^\Theta - S_\sigma
 \end{aligned}
 \quad (22)$$

On propose une distribution de masse m_σ telle que représentée sur le graphe inférieur de la figure 6.

Ici aussi, les seuils ont été fixés de façon heuristique.

4.3. distance inter-coupe

La distance entre deux snaxels P_i et Q_i de coupes consécutives P et Q donne une information sur l'appartenance conjointe au cortical osseux de ces deux points. L'espace de discernement ne concerne donc plus uniquement le point Q_i , mais le couple de points P_i, Q_i .

4.3.1. espaces de discernement

Soient trois points P_i, Q_i et R_i des coupes P, Q et R mis en correspondances. On définit les espaces de discernement $\Theta_{P_i Q_i} = \{S_{P_i Q_i}, \overline{S_{P_i Q_i}}\}$ concernant les coupes P et Q et $\Theta_{Q_i R_i} = \{S_{Q_i R_i}, \overline{S_{Q_i R_i}}\}$ concernant les coupes Q et R . La proposition $S_{P_i Q_i}$ (resp. $S_{Q_i R_i}$) correspond à l'hypothèse où les deux points P_i et Q_i (resp. Q_i et R_i) appartiennent tous deux au cortical osseux, $\overline{S_{P_i Q_i}}$ (resp. $\overline{S_{Q_i R_i}}$) correspond au cas où l'un d'eux n'appartient pas au cortical. On cherche à déterminer si le

Tableau 2. – Table de combinaison des hypothèses concernant les couples de points (P_i, Q_i) et (Q_i, R_i) .

	$S_{P_i Q_i}$	$\overline{S_{P_i Q_i}}$	$\Theta_{P_i Q_i}$
$S_{Q_i R_i}$	S_{Q_i}	S_{Q_i}	S_{Q_i}
$\overline{S_{Q_i R_i}}$	S_{Q_i}	$\overline{S_{Q_i}}$	$\overline{S_{Q_i}}$
$\Theta_{Q_i R_i}$	S_{Q_i}	$\overline{S_{Q_i}}$	Θ_{Q_i}

point Q_i appartient au cortical osseux. On définit l'espace de discernement $\Theta_{Q_i} = \{S_{Q_i}, \overline{S_{Q_i}}\}$ où la proposition S_{Q_i} signifie que Q_i appartient au cortical osseux.

La modélisation de la connaissance est basée sur les connaissances *a priori* décrites au paragraphe 3.4 aux points 4, 5 et 6, résumées ci-dessous :

- une distance importante entre deux points en correspondance sur deux coupes consécutives signifie que l'un des deux ne fait pas partie du cortical osseux.
- une faible distance entre deux points en correspondance sur deux coupes consécutives signifie que les deux font partie du cortical osseux.
- sur trois coupes consécutives, si les deux distances entre les trois points mis en correspondance sont importantes, alors le point central ne fait pas partie du cortical osseux.

D'après ces connaissances *a priori*, on peut dresser la table de vérité 2.

Cette table de vérité propose des choix prudents car si l'on considère la combinaison des propositions $\overline{S_{P_i Q_i}}$ (la distance séparant P_i, Q_i est grande) et $\Theta_{Q_i R_i}$ (il y a un doute sur l'appartenance des points Q_i et R_i au cortex), il y a deux solutions possibles :

- soit Q_i appartient au cortex et P_i n'appartient pas au cortex,
- soit P_i appartient au cortex et Q_i n'appartient pas au cortex.

L'union de ces deux hypothèses correspond au doute de l'appartenance de Q_i au cortex. Nous avons choisi de conserver une solution prudente et d'imposer la proposition $\overline{S_{Q_i}}$ (le point Q_i n'appartient pas au cortex). D'autre part, si on considère la combinaison des propositions $\Theta_{P_i Q_i}$ (il y a un doute sur l'appartenance des points Q_i et P_i au cortex) et $\Theta_{Q_i R_i}$ (même doute sur les points Q_i et R_i), on en déduit un doute sur l'appartenance de Q_i au cortex.

Distributions de masse Les distributions de masses $m_{P_i Q_i}$ et $m_{Q_i R_i}$ concernent les espaces de discernement $\Theta_{P_i Q_i}$ et $\Theta_{Q_i R_i}$. Nous proposons de définir la distribution de masse $m_{P_i Q_i}$ par les relations suivantes :

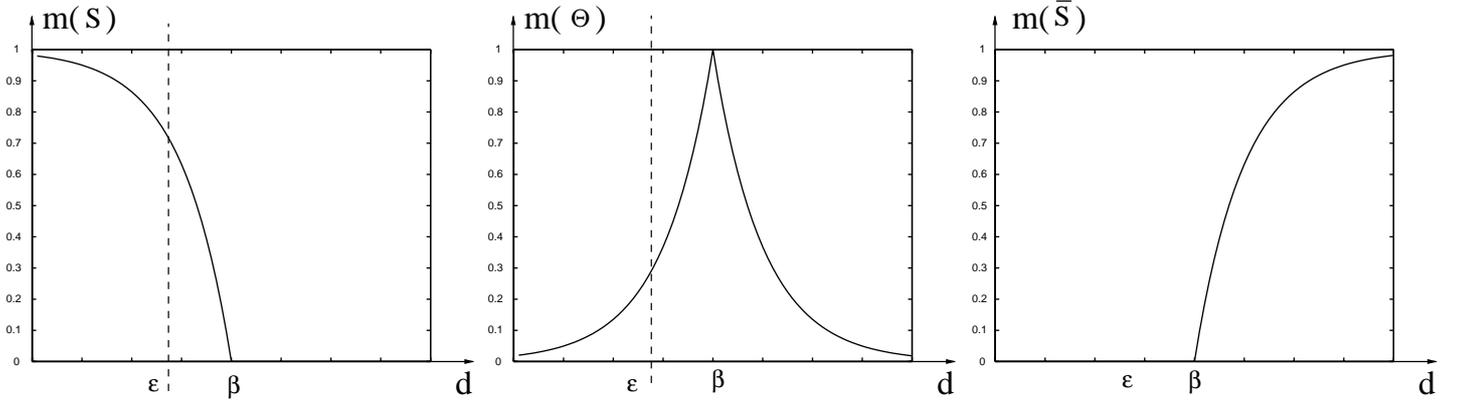


Figure 7. – Représentation des fonctions de masses.

$$\begin{aligned}
 m_{P_i Q_i}(S_{P_i Q_i}) &= 1 - e^{-\eta \cdot |d(P_i, Q_i) - \beta|} & , d(P_i, Q_i) \in [\varepsilon.. \beta] \\
 &= 0 & , \text{sinon} \\
 m_{P_i Q_i}(\Theta_{P_i Q_i}) &= e^{-\eta \cdot |d(P_i, Q_i) - \beta|} & , \forall d(P_i, Q_i) \\
 m_{P_i Q_i}(\overline{S_{P_i Q_i}}) &= 1 - e^{-\eta \cdot |d(P_i, Q_i) - \beta|} & , d(P_i, Q_i) \in [\beta.. \infty[\\
 &= 0 & , \text{sinon}
 \end{aligned} \tag{23}$$

- $d(P_i, Q_i)$ est la distance entre les contours détectés des deux coupes successives (P, Q),
- β représente la tolérance que l'expert associe à la valeur de $d(P_i, Q_i)$. Lorsque $d(P_i, Q_i) = \beta$, le doute est maximal. On a fixé empiriquement $\beta = 4.8 \text{ mm}$ après plusieurs essais,
- ε représente l'épaisseur inter-coupe,
- le coefficient η permet de tolérer une plus grande imprécision sur la ressemblance géométrique de deux contours consécutifs.

Cette distribution de masse est représentée sur la figure 7. La distribution $m_{Q_i R_i}$ a exactement la même forme.

Dans la première équation (23), $d(P_i, Q_i)$, appartient à l'intervalle de variation $[\varepsilon.. \beta]$. Pour $d(P_i, Q_i) = \varepsilon$ on a $m(S) = 0.7$ car $\varepsilon = 4 \text{ mm}$ et $\beta = 4.8 \text{ mm}$. ε étant fixé par le capteur, les valeurs inférieures de distance n'ont aucune signification physique. Donc la distance $d(P_i, Q_i) = \varepsilon$ n'assure pas la proposition S .

5. l'architecture de fusion

Compte tenu des distributions de masses dont on dispose et des contraintes qu'impose la théorie de l'évidence, il s'agit de définir l'architecture du système de fusion. La combinaison de dis-

tributions de masses nécessite que celles-ci soient définies sur le même espace de discernement. Pour chaque point Q_i , on dispose de deux distributions de masses m_{gris} et m_σ définies sur $2^{\Theta_{Q_i}}$, ainsi que deux distributions $m_{P_i Q_i}$ et $m_{Q_i R_i}$ définies sur $2^{\Theta_{P_i Q_i}}$ et $2^{\Theta_{Q_i R_i}}$. Si l'on combine ces deux dernières distributions de masses en utilisant la table de vérité tableau 2, le résultat $m_{P_i Q_i R_i}$ prend des valeurs dans l'espace de discernement $2^{\Theta_{Q_i}}$:

$$\begin{aligned}
 m_{P_i Q_i R_i} &= m_{P_i Q_i} \oplus m_{Q_i R_i} \\
 m_{P_i Q_i R_i}(S_{Q_i}) &= m_{P_i Q_i}(S_{P_i Q_i}) \cdot m_{Q_i R_i}(S_{Q_i R_i}) \\
 &+ m_{P_i Q_i}(S_{P_i Q_i}) \cdot m_{Q_i R_i}(\overline{S_{Q_i R_i}}) \\
 &+ m_{P_i Q_i}(\overline{S_{P_i Q_i}}) \cdot m_{Q_i R_i}(S_{Q_i R_i}) \\
 &+ m_{P_i Q_i}(\overline{S_{P_i Q_i}}) \cdot m_{Q_i R_i}(\overline{S_{Q_i R_i}}) \\
 m_{P_i Q_i R_i}(\overline{S_{Q_i}}) &= m_{P_i Q_i}(\overline{S_{P_i Q_i}}) \cdot m_{Q_i R_i}(\overline{S_{Q_i R_i}}) \\
 &+ m_{P_i Q_i}(\overline{S_{P_i Q_i}}) \cdot m_{Q_i R_i}(S_{Q_i R_i}) \\
 &+ m_{P_i Q_i}(S_{P_i Q_i}) \cdot m_{Q_i R_i}(\overline{S_{Q_i R_i}}) \\
 &+ m_{P_i Q_i}(S_{P_i Q_i}) \cdot m_{Q_i R_i}(S_{Q_i R_i}) \\
 m_{P_i Q_i R_i}(\Theta_{Q_i}) &= m_{P_i Q_i}(\Theta_{P_i Q_i}) \cdot m_{Q_i R_i}(\Theta_{Q_i R_i})
 \end{aligned} \tag{24}$$

$m_{P_i Q_i R_i}$ est définie sur $2^{\Theta_{Q_i}}$ de la même manière que m_{gris} et m_σ . Il est donc possible de les combiner de nouveau pour définir une distribution de masse m_{Q_i} prenant en compte toutes les informations dont on dispose sur le point Q_i :

$$m_{Q_i} = m_{P_i Q_i R_i} \oplus m_{gris} \oplus m_\sigma \tag{25}$$

La structure de fusion est présentée figure 8. On y retrouve les différentes étapes qui ont été décrites jusqu'à présent. Après avoir effectué la segmentation de chaque coupe à l'aide des contours actifs, l'appariement des snaxels est réalisé. On trouve ensuite la combinaison de $m_{P_i Q_i}$ et $m_{Q_i R_i}$ concernant le point Q_i , puis la combinaison globale prenant en compte tous les paramètres associés à Q_i .

Il est à noter qu'au cours de la fusion, aucune normalisation de distribution de masse n'est effectuée. Cela signifie qu'il est pos-

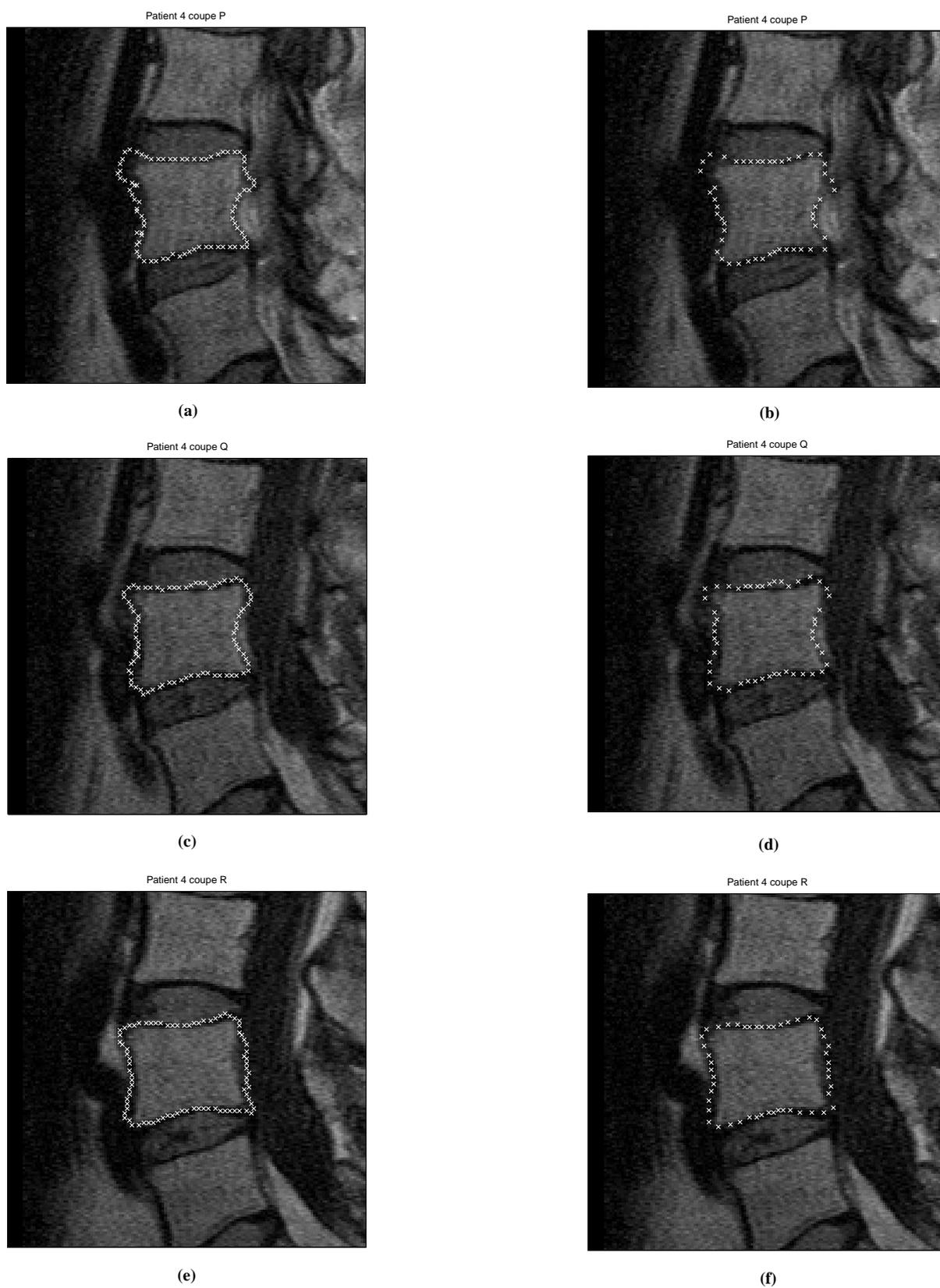


Figure 9. – Contours segmentés et contours rééchantillonnés.

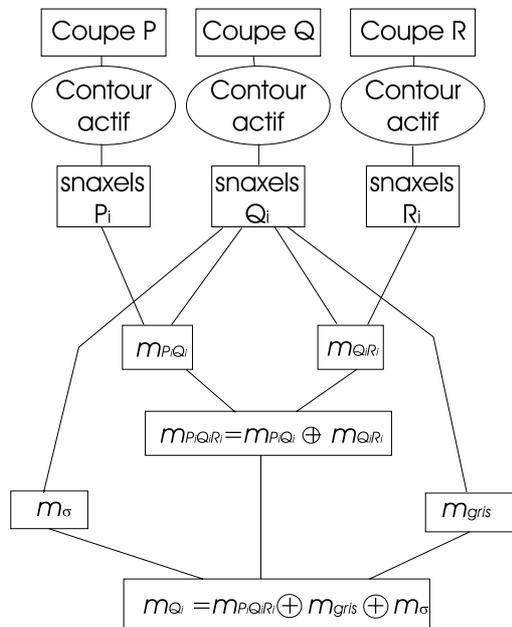


Figure 8. – Architecture de fusion.

sible d'obtenir par calcul une certaine quantité de masse à l'ensemble vide. Cette masse correspond au conflit au moins partiel entre les sources, elle est notée K :

$$K = m_{Q_i}(\emptyset)$$

Elle permet de mettre en évidence un défaut concernant les sources d'information, et si sa valeur est conséquente (supérieure à celle due à la précision des calculs numériques), elle doit amener à une discussion sur la validité des résultats mais en aucun cas être négligée. Dans le cadre de l'application traitée, elle permet de remettre en question le modélisation des informations.

6. les résultats

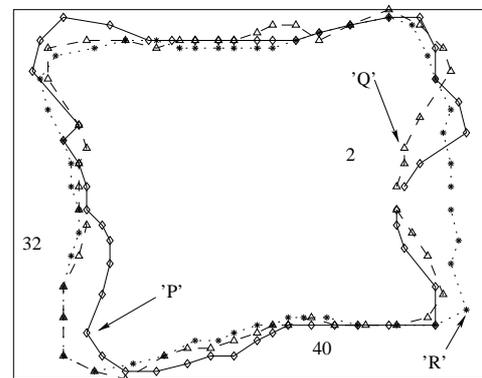
À l'issue de l'étape de fusion globale, une proposition de segmentation est suggérée au médecin. Elle permet de choisir entre les différentes propositions concernant le snaxel :

- il appartient au cortex (proposition S_{Q_i})
- il n'appartient pas au cortex (proposition $\overline{S_{Q_i}}$)
- on ne peut se prononcer (proposition Θ_{Q_i})
- un conflit entre les sources d'information a été détecté (K non négligeable)

Le synoptique de la figure 8 a été testé sur des données réelles, séquence d'images IRM 2D, protocole T1, coupes jointives,

taille 512.512 codées sur 4 096 niveaux de gris, distance inter-coupe de 4 millimètres. Les figures 9(a), 9(c) et 9(e) correspondent aux contours actifs obtenus lors de la segmentation. Les figures 9(b), 9(d) et 9(f) sont les contours actifs après rééchantillonnage.

La figure 10(a) donne la projection dans un même plan des points des trois coupes étudiées, les *diamants* pour la coupe P, les *triangles* pour la coupe Q et les *étoiles* pour la coupe R. Enfin la figure 10(b) correspond aux résultats après fusion. Les points représentés par des carrés correspondent à une mauvaise décision de segmentation, les points représentés par des ronds correspondent à une bonne décision, les *plus* représentent le doute et les *croix* traduisent le conflit entre les sources.



(a)

Patient 4 coupe Q



(b)

Figure 10. – Résultats de la fusion globale.

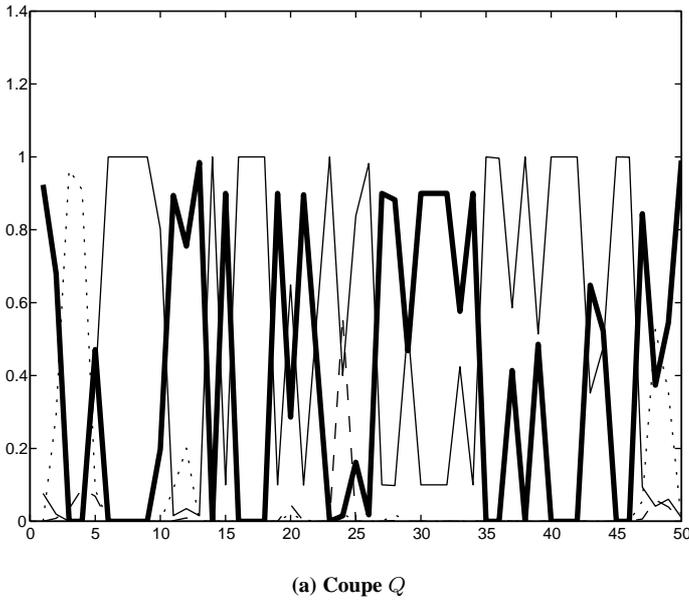


Figure 11. – Masses sur les différents points de la coupe Q.

Nous avons aussi représenté figure 11, la valeur des masses pour les différentes propositions en fonction de l'indice des snaxels obtenus par contour actif :

- les traits en double épaisseur représentent le conflit K entre les sources,
- les traits pleins correspondent à la confiance sur l'appartenance au cortex,
- les pointillés correspondent à la non appartenance au cortex,
- et finalement le trait discontinu représente le doute.

On constate une valeur élevée du coefficient de conflit K pour certains points. On se propose de regarder avec plus de précisions les points indiqués sur le tableau 3, car ils sont représentatifs à la fois des performances de la méthode et des problèmes rencontrés (conflit). Nous donnons pour ces points la masse d'évidence des différentes sources :

- $m^1 = m_{gris} \oplus m_{\sigma}$,
- $m^2 = m_{P_i Q_i} \oplus m_{Q_i R_i}$,
- $m^{1,2} = m^1 \oplus m^2$ distribution de masse globale,

et la décision finale qui est prise en fonction de la réponse de cette dernière distribution.

On constate que pour le point 2, l'effet du volume partiel induit une masse $m^1(S_{Q_2})$ importante. Cependant les contours actifs des trois coupes P, Q, R donnent des points P_2, Q_2, R_2 qui sont relativement peu éloignés les uns des autres, et donc des distances $d(P_2, Q_2)$ et $d(Q_2, R_2)$ qui sont faibles.

On obtient alors une valeur de $m^2(S_{Q_2})$ importante, ce qui correspondrait au fait que le point Q_2 appartient au cortex. On a donc dans la décision finale une valeur du conflit non néglig-

Tableau 3. – Résumé des exemples de résultats de prise de décision.

	Point n°2	Point n°32	Point n°40
$m^1(S_x)$	0	0.81	0.81
$m^1(\overline{S_x})$	0.9	0	0
$m^1(\Omega_x)$	0.1	0.19	0.19
$m^2(S_x)$	0.70	1	1
$m^2(\overline{S_x})$	0	0	0
$m^2(\Omega_x)$	0.3	0	0
$m^{1,2}(S_x)$	0.07	1	1
$m^{1,2}(\overline{S_x})$	0.27	0	0
$m^{1,2}(\Omega_x)$	0.03	0	0
$K^{1,2}$	0.63	0	0

geable qui traduit la discordance des experts. Ce cas exceptionnel (effet du volume partiel) remet donc en cause l'hypothèse selon laquelle si trois points sont proches, alors ils appartiennent tous les trois au cortex. Ce problème pourra être résolu dans une version future en prenant en compte plus de trois coupes consécutives. Par contre, pour les points 32 et 40 lorsque les experts m^1 et m^2 sont en accord, alors la décision finale ne fait apparaître aucune ambiguïté et on constate bien que la valeur du conflit est nulle.

7. évaluation de la décision

L'évaluation d'un dispositif de perception est toujours complexe et nécessite de disposer d'une « référence ». Nous avons choisi de demander à un opérateur de réaliser manuellement la classification des snaxels obtenus par contour actif. Ceux-ci sont ensuite comparés aux résultats obtenus avec l'algorithme de fusion proposé lorsque la décision est prise à partir du critère de maximum de crédibilité sur les hypothèses singleton. Nous considérons ici que le cas de la coupe Q.

Étiquetage des snaxels par l'opérateur :

À l'issue de la segmentation par contour actif, l'opérateur relève sur un total de 50 points initiaux :

- 45 points appartenant au cortex,
- 5 points n'appartenant pas au cortex.

Étiquetage des snaxels après fusion niveau globale :

Après l'étape de décision, on trouve :

- 18 points appartenant au cortex,
- 2 points n'appartenant pas au cortex,
- 1 point de doute,
- 29 points où il y a un conflit.

Analyse de l'étiquetage après fusion :

- sur les 18 points qui sont classés comme appartenant au cortex, il n'y a aucune erreur de décision,
- sur les 2 points qui sont classés comme n'appartenant pas au cortex, il y a 2 erreurs de décision.

On constate que le nombre de points pour lesquels il est possible de prendre une décision ferme est faible, mais il n'y a pas d'erreur de classification sur les points appartenant au cortex. Le système propose une attitude prudente, n'affirmant pas l'hypothèse d'appartenance si celle-ci est fautive. D'autre part, le critère de décision est assez strict. Nous avons utilisé d'autres critères de décision (maximum de plausibilité, la règle basée sur l'intervalle de confiance [Cr, Pl]), les résultats sont sensiblement identiques.

8. conclusions et perspectives

Dans cet article nous avons montré qu'il était possible, grâce à la fusion de données, d'améliorer la classification des points issus de la segmentation par contour actif et de plus, de quantifier par un degré de confiance l'appartenance de chaque point au cortex. Nous avons aussi montré que la représentation de la connaissance à l'aide de la théorie des croyances était bien adaptée pour fusionner des informations disponibles à des niveaux différents : au niveau des pixels et au niveau des contours. Enfin le modèle de fusion globale que nous avons proposé permet de faire apparaître le conflit entre les sources d'informations, et donc de remettre en cause la fiabilité de l'une de ces sources.

Une telle architecture de fusion pourrait être basée sur un autre formalisme tel que celui des possibilités ou sur la fusion Bayésienne. Comme pour la théorie de l'évidence, il serait alors nécessaire de modéliser les connaissances par des distributions de probabilité conditionnelles ou par des fonctions d'appartenance qui ne peuvent en aucun cas prendre la même forme que les distributions de masse d'évidence. Il devient alors impossible de comparer quantitativement les résultats sur des données d'une même application, du fait de cette différence de modélisation. Cependant, si la modélisation est « correctement » faite, on peut être assuré que la qualité des résultats sera sensiblement la même quelque soit le formalisme choisi. L'avantage de la théorie de l'évidence est de pouvoir évaluer explicitement le conflit et le doute, ce qui est particulièrement utile dans le cadre d'applications médicales où c'est toujours le médecin qui prend la décision finale.

En ce qui concerne les perspectives, il serait intéressant, pour la fusion au niveau des pixels, de ne pas se contenter d'utiliser le niveau de gris des images comme unique paramètre, même s'il l'on utilise aussi le niveau de gris des pixels voisins, mais d'in-

tégrer d'autres paramètres, comme par exemple le contexte spatial, ou encore des paramètres de textures. Chacun de ces paramètres peut apporter de nouvelles informations et il est très facile de combiner toutes ces connaissances si elles sont exprimées dans le même formalisme. Il reste, néanmoins, à évaluer la connaissance et à modéliser les jeux de masses en prenant en compte le contexte spatial. Plusieurs démarches ont été proposées dans la littérature, notamment l'approche par champs de Markov qui semble la plus prometteuse.

D'autre part, l'hypothèse utilisée dans le cadre de la fusion au niveau des contours, qui stipule que la distance entre les snaxels des contours actifs des coupes consécutives doivent être proches de la distance inter-coupe ε , peut être complétée par d'autres informations *a priori*, notamment sur la forme des contours à obtenir. Il serait aussi intéressant d'évaluer, d'une part, l'apport de tout nouveau paramètre dans la fusion, au niveau des pixels comme au niveau des contours, en termes de coût de calcul (ce paramètre peut entraîner au niveau fusion global une explosion combinatoire) et d'autre part l'apport réel d'informations. En effet, il n'est pas forcément nécessaire de multiplier le nombre de paramètres à fusionner si ceux-ci n'apportent aucune information judicieuse.

Il faut aussi faire une étude comparative sur l'influence des fonctions de masses sur les résultats de la fusion, ainsi que le critère de décision choisi. En effet, toute modification de ces fonctions entraîne des modifications sur la prise de décision, qu'elle soit distribuée ou non.

Le modèle de fusion globale proposé fait apparaître le conflit entre les sources, et donc permet de remettre en cause la fiabilité d'au moins l'une de ces sources. Il serait intéressant de déterminer par un système de règles quelle source n'est pas fiable et ainsi par une boucle de rétro-action, agir en enrichissant le modèle.

Enfin, nous nous sommes limités dans ce travail à une seule séquence IRM, mais l'extension de notre étude sur plusieurs incidences est tout à fait possible. On peut aussi envisager d'aborder le problème directement à partir des données volumiques fournies par l'IRM.

Remerciements

Nous tenons à remercier L'Institut Calot de Berck-sur-Mer, Siemens et le Conseil Général du Nord-Pas de Calais pour le financement de ce travail.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] H. Leclat and P.M. Delforge, *Des scolioses : quand et comment*, Rev. Imagerie Médicale, n°5, pp. 773-782, 1993.
- [2] P. Maroteaux, *Les maladies osseuses de l'enfant*, Édition Flammarion, 1995.

- [3] A. Alaux, *L'Image par Résonance Magnétique*, Édition Sauramps Médical, 1994.
- [4] L. Gautier and A. Taleb-Ahmed and M. Rombaut and J.G. Postaire and H. Lecllet, *Proved segmentation from Pictures Sequence by Evidence Theory, Application MRI pictures*, The 2nd International Conference on Information, Fusion 99, pp. 55-59, 1999.
- [5] M. Brejl and M. Sonka, *Medical Image segmentation, automated design of border detection criteria from examples*, Jour. Electron. Imag., vol 8, n°1, pp. 54-64, 1999.
- [6] L. Gautier and A. Taleb-Ahmed and M. Rombaut and J.G. Postaire and H. Lecllet, *Belief function in low level data fusion : Application in MRI*, The 3rd International Conference on Information, Fusion 2000, pp. 5-9, 2000.
- [7] A. Taleb-Ahmed and L. Gautier and M. Rombaut and J.G. Postaire, *2D segmentation of vertebra by Evidence Theory : Application on 2D slices of lumbar rachis MRI*, The 4th International Conference on Information, Fusion 2001, pp. 12-16, 2001.
- [8] I. Bloch, *Information combination operators for data fusion : A comparative review with classification*, IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, pp. 52-67, 1996.
- [9] L.A. Klein, *Sensor and data fusion concepts and applications*, SPIE, Opt. Eng., vol 2059, pp. 48-54, 1993.
- [10] D. Dubois and H. Prade, *Possibility theory in information fusion*, IEEE 3th Inter. Conf. on Information Fusion, pp. PS-6, 2000.
- [11] M. Kunt, *Traitement numérique des images*, Édition Presses polytechniques et universitaires romandes, 1993.
- [12] J.P. Cocquerez and S. Philipp, *Analyse d'images : filtrage et segmentation*, Édition Masson, 1995.
- [13] G. Shafer, *A mathematical theory of evidence*, Édition Princeton University Press, 1976.
- [14] A.P. Dempster, *Upper and lower probability function in a context of uncertainty*, Annals of math. statistics, vol 38, pp. 325-339, 1967.
- [15] A.P. Dempster, *A generalization of bayesian inference*, Jour. of the Royal Statistical Society, vol 30, pp. 205-247, 1968.
- [16] P. Smets and R. Kennes, *The transferable belief model*, Artificial Intelligence vol 66, pp. 191-234, 1994.
- [17] P. Smets, *The transferable belief model for quantified belief representation*, Handbook of defeasible reasoning and uncertainty management systems. Eds D. Gabbay and P. Smets, vol 1, pp. 267-301, 1998.
- [18] P. Smets, *Data fusion in the transferable belief model*, Proc. 3rd Intern. Conf. Information Fusion, Paris, pp. 21-33, 1994.
- [19] D. Dubois and H. Prade, *Théorie des possibilités : applications à la représentation des connaissances en informatique*, Masson, 1988.
- [20] D. Dubois and H. Prade, *La fusion d'informations imprécises*, Traitement du Signal et des Images, vol 11, n°6, pp. 447-458, 1994.
- [21] E. Lefevre and O. Colot and P. Vannoorenberghe, *Contribution des mesures d'information à la modélisation crédibiliste de connaissance*, Traitement du Signal et des Images, vol 17, n°2, pp. 87-97, 2000.
- [22] T. Denoeux, *Analysis of evidence-theoretic decision rules for pattern classification*, Pattern Recognition, vol 30, n°7, pp. 1095-1107, 1997.
- [23] R. Terzopoulos and A. Witkin and M. Kass, *Symmetry-seeking models for 3D object reconstruction*, Int. Jour. of Com. Vision, pp. 211-221, 1987.
- [24] M. Kass and A. Witkin and R. Terzopoulos, *Snakes : Active contour models*, pp. 312-331, Int Jour of Com Vision, 1988.
- [25] L.D. Cohen and I. Cohen, *A finite element methods for active contour models and ballon for 2D and 3D images*, IEEE Trans Patt Anal and Mach Int 3th, pp. 1131-1147, 1993.
- [26] K.F. Lai, *Deformable contour : Modeling, Extraction, Detection and Classification*, Ph.D thesis Wisconsin-Madison University, 1994.
- [27] T. Abe and Y. Matsuzawa, *Multiple active contour models with application to region extraction*, 15th Inter. Conf. on Pattern Recognition, vol 4, Barcelona, pp. 634-637, 2000.
- [28] D.M. Gavrilu and L.S. Davis, *Towards 3-d model-based tracking and recognition of human movement: a multi-view approach*, In International Workshop on Automatic Face-and Gesture-Recognition. IEEE Computer Society, Zurich, 1995.
- [29] L. Rabiner and B. Juang, *Fundamentals of speech recognition*, Englewood Cliffs, N.J, Prentice Hall, 1993.
- [30] M. Schmill and T. Oates, *Learned models for continuous planning*, In Seventh International Workshop on Artificial Intelligence and Statistics, 1999.
- [31] K. Gollmer and C. Posten, *Detection of distorted pattern using dynamic timewarping algorithm and application for supervision of bioprocesses*, On-Line Fault Detection and Supervision in the Chemical Process Industries Edited by: Morris A.J., Martin E.B., 1995.
- [32] E.G. Caiani and A. Porta and G. Baselli, *Warped-average template technique to track on a cycleby-cycle basis the cardiac filling phases on left ventricular volume*, IEEE Computers in Cardiology. vol 25 Cat. n°98 CH36292, NY, USA, 1998.

Manuscrit reçu le 9 novembre 2001

LES AUTEURS

Abdelmalik TALEB-AHMED



Abdelmalik TALEB-AHMED est né en 1962 à Roubaix (France), il est titulaire d'un DEA et d'un Doctorat de 3^{ème} cycle de l'université de Lille 1 depuis 1992, en électronique et microondes. Il a rejoint l'Université du Littoral Cote d'Opale comme Maître de conférences en 1992, et effectue ses recherches dans le laboratoire d'Analyse des Systèmes du Littoral (LASL). Son domaine d'intérêt en recherche concerne l'analyse de scène complexe statique et dynamique et gestion de l'incertitude.

Laurent GAUTIER



Laurent GAUTIER est né 1971 à Créteil (France), il est titulaire d'un DEA et d'un Doctorat de 3^{ème} cycle de l'université de Lille 1 depuis 2001, en génie informatique, automatique et traitement du signal. Ses activités de recherche concernent la fusion de données et l'aide à la décision en imagerie médicale. Il est à présent ingénieur de recherche dans la société ALOATEC de Calais. Ses travaux portent sur le traitement de l'image et ses applications dans le domaine de l'environnement.

Michèle ROMBAUT



Michèle ROMBAUT est professeur à l'IUT1 de Grenoble. Après avoir passé douze ans au laboratoire Heudiasyc à Compiègne, puis trois ans au LM2S-UTT à Troyes où elle a essentiellement fait de la fusion de données pour véhicules intelligents, elle s'est rapprochée de la communauté image pendant une délégation au CNRS au laboratoire Créatis de Lyon. Elle fait maintenant sa recherche en fusion de données au Laboratoire des Images et des Signaux de Grenoble.