

Interprétation d'images médicales

Représentation des connaissances et fusion d'information pour l'extraction des structures anatomiques pertinentes

Renaud Debon* — Basel Solaiman* — M. Robaszkiewicz**

* *Département Image et Traitement de l'Information, ENST Bretagne*
BP 832, 29285 Brest Cedex
Renaud.Debon@enst-bretagne.fr

** *Service de gastro-entérologie, CHRU La Cavale Blanche 29200 Brest*

Résumé. Dans de nombreuses spécialités médicales, les médecins font un usage croissant de l'image. L'interprétation des images médicales est une tâche difficile qui requiert la considération de nombreuses connaissances, souvent hétérogènes. De ce fait, les recherches basées sur la fusion de l'information, situées entre les domaines du traitement de l'information et de l'intelligence artificielle, se révèlent prometteuses. Le but de ce travail est l'extraction des structures anatomiques pertinentes à partir d'image échographiques, dans le but d'améliorer l'évaluation du degré de maturité des tumeurs de l'œsophage. Une méthodologie générale pour la représentation des connaissances est proposée. Basée sur la logique floue et la théorie de Bayes, celle-ci permet de prendre en compte les notions d'ambiguïté et d'imprécision probabiliste. Les connaissances sont organisées dans un schéma de raisonnement qui se rapproche d'une architecture « tableau noir ». Les résultats de segmentations sont prometteurs. Des études plus poussées sont envisagées en conclusion.

1. Introduction

Dans de nombreux domaines d'application, les spécialistes de l'interprétation manipulent des quantités de données croissantes qui peuvent provenir d'origine très diverses. Dans leur raisonnement, les experts sélectionnent, groupent, harmonisent l'ensemble de ces connaissances et les fusionnent dans le but d'obtenir des décisions temporaires qui, elles mêmes, peuvent être confrontées afin de fournir une décision finale.

Dans le domaine du traitement et de l'interprétation des images, les recherches s'orientent naturellement vers les systèmes basés sur la fusion. Ce type d'approche nécessite la résolution de problèmes relatifs à la définition de sources d'information pertinentes, à l'extraction des primitives, à la représentation - combinaison des connaissances, ainsi qu'à la prise de décision.

L'exemple de l'aide à l'interprétation des images médicales et plus particulièrement du traitement des images échographiques, illustre de façon fidèle la nécessité d'intégrer une partie des connaissances d'experts dans les systèmes, afin de permettre une interprétation pertinente. Les approches dites « intelligentes » c'est-à-dire à base de connaissances s'avèrent en effet très prometteuses dans ce type d'application.

Les objectifs de cette étude sont les suivants : identifier à quels niveaux les connaissances expertes peuvent être intégrées dans un système d'aide à l'interprétation, représenter ces connaissances et les mettre en accord avec celles des spécialistes, quantifier leurs apports pour l'extraction des structures anatomiques pertinentes de la scène échoendoscopique.

2. Contexte et problématique

Le milieu médical procure un domaine d'application qui reflète de façon fidèle les besoins d'un point de vue aide à l'interprétation. En effet, la majeure partie des examens composant le dossier patient est loin d'être interprétable par des non-spécialistes. De ce fait, les examens s'entassent sans que les spécialistes n'aient le temps de les examiner en détail. Ce n'est que très rarement que leur utilisation peut être rationalisée afin de permettre le suivi des patients. Ce phénomène est particulièrement accentué sur le plateau de gastroentérologie. Le dossier patient contient en effet divers types d'information hétérogènes comme des radiographies, des vidéoendoscopies ainsi que des échoendoscopies. Chacune de ces modalités nécessite l'intervention de spécialistes qui ne peuvent aucunement être remplacés par un autre médecin. Parmi ces modalités, c'est l'échoendoscopie qui nécessite le plus de pratique et d'expérience. Cette modalité possède le potentiel diagnostique le plus important pour les pathologies de type cancer de l'œsophage, de l'estomac ou du rectum. L'optimisation du « staging » médical (degré de maturité) des cancers de l'œsophage par échoendoscopie, fait cependant toujours partie du domaine de la recherche clinique. Les limites de performance de cette modalité sont dues à la difficulté d'interprétation des images échographiques dont la qualité dépend grandement du geste médical, mais aussi de la nature des tissus observés. L'image échoendoscopique est donc sujette à de très nombreux artefacts rendant son interprétation extrêmement délicate.

Les images échoendoscopiques présentent des caractéristiques comparables aux images obtenues par échographie conventionnelle, comme le montre la figure 1. En particulier, les images sont entachées d'un bruit de type « speckle », présentent des régions affectées d'artefacts brillants, ou bien encore, des zones d'atténuation du signal inhérentes à la configuration des impédances acoustiques ou des angles d'observation des interfaces. Les images échoendoscopiques comportent certaines caractéristiques particulières. La partie centrale des images, hypoéchogène (sombre), représente la lumière du tube digestif. La première interface hyperéchogène (brillante) est celle de l'œsophage. Le réseau concentrique d'harmoniques observé sur l'image est la principale source de bruit matérielle. Il est provoqué par les réflexions multiples sur la gaine protectrice du transducteur. Elles apparaissent nettement lorsque l'accord d'impédance est mal assuré.

Dans cette étude, notre intérêt se concentre sur l'extraction bi et tridimensionnelle (rendu

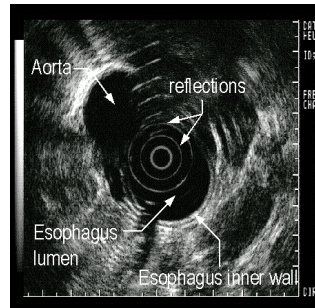


Figure 1. Coupe obtenue à partir d'un système échoendoscopique Olympus EM-U3

possible par l'utilisation du prototype décrit en [Solaiman et al., 1999]) des structures anatomiques pertinentes, la reconstruction de la scène, la visualisation intuitive apportant une aide au « staging » des tumeurs oesophagiennes, c'est-à-dire l'évaluation de leur état de maturité.

3. Ingénierie des connaissances

Dans un système à base de connaissance, cette étape est la plus fondamentale. La mise en œuvre d'un tel système passe par l'étude de différentes parties qui constituent actuellement à elles seules des axes de recherches à part entière :

- la découverte et la définition des connaissances pertinentes (« data mining »). La définition de ces connaissances peut se faire de plusieurs manières mais dans tout les cas, c'est l'entretien avec l'expert qui constitue le point de départ le plus réaliste. Cette première étape peut être suivie par des méthodes d'analyse de données, définissant une certaine notion de pertinence de ces connaissances.

- la modélisation. Les connaissances nécessitent d'être représentées au sein du système de traitement. Ces connaissances peuvent être de différentes natures, et aussi bien symboliques que numériques. Mais dans tous les cas, l'ensemble des connaissances devra être représenté par un modèle numérique ou paramétrique permettant d'assurer leur traitement.

- la mise en adéquation de modèles avec la réalité. La définition d'un modèle de connaissance n'assure pas pour autant que le modèle coïncide avec les connaissances des experts. Cette mise en adéquation s'effectue bien souvent de manière empirique. Cependant, il s'avère parfois impératif de quantifier l'adéquation entre le modèle des connaissances et celle de l'expert, c'est-à-dire de déterminer les paramètres du modèle de telle façon que la connaissance soit en adéquation avec la réalité.

- l'intégration dans une structure de raisonnement qui est définie par la hiérarchisation des connaissances, la définition de règles ou de centres de fusion permettant d'obtenir de nouvelles connaissances de niveau conceptuel éventuellement plus élevé, ainsi que de la mise en place d'inférences. Il est raisonnable de considérer le raisonnement comme une connaissance à part entière mais de niveau conceptuel plus élevé que les autres.

Interprétation d'images médicales

Il est en fait assez difficile de formaliser de manière séquentielle l'étape d'ingénierie des connaissances. Dans la plupart des cas, les différentes parties ne peuvent pas être conduites de manières indépendantes. Voici quelques questions auxquelles tente de répondre ce travail dans le cas d'une problématique de segmentation : quand peut-on dire qu'une connaissance est pertinente ? Comment peut-on assurer que le modèle reflète bien la connaissance du spécialiste ? Quand cette connaissance, combinée aux autres dans le système de décision, permet-elle d'obtenir les meilleurs résultats ? L'effort doit-il se concentrer sur la définition des connaissances ou la conception du système de raisonnement ? Les étapes de « data mining » et de la modélisation du raisonnement doivent-elles être menées de front ?

3.1 Définition et catégorisation

La définition des connaissances dans cette étude a tout d'abord été définie par entretien avec plusieurs praticiens en échoendoscopie. Il n'y pas eu à proprement parler de phase de découverte de connaissances, mais plutôt comme nous le verrons par la suite, une étude sur la représentation et la signification des données.

La démarche diagnostique du médecin est basée sur l'exploitation d'*a priori* sur les images mais aussi, sur l'exploitation des connaissances relatives au système d'acquisition, sur la compréhension de la physique des ultrasons, sur l'exploitation de la connaissance anatomique et de la géométrie des structures, sur le raisonnement médical. Le tableau 1 rassemble l'ensemble des connaissances dont dispose le médecin, relativement aux différentes structures anatomiques qu'il recherche pour élaborer son diagnostic.

	Caractéristique du système d'acquisition	Propriétés des tissus		Modèle anatomique	Modèles géométriques	
		Echo - Génécité	Echo - Texture		2D	3D
Paroi int.	Harmoniques Eloigné du centre	Forte	Forte	Frontière lumière/ intern.	Forme régulière convexe	Pseudo cylindre
Paroi ext.	Harmoniques Eloigné du centre	Forte	Forte	Postérieur paroi interne	forme régulière convexe	Pseudo cylindre
Paroi inter.	Harmoniques Eloigné du centre	Modérée	Modérée	Postérieur paroi interne Antérieur paroi externe	Forme régulière convexe	Pseudo cylindre
Aorte	-	Faible	variance	Postérieur paroi externe	Elliptique	Tube

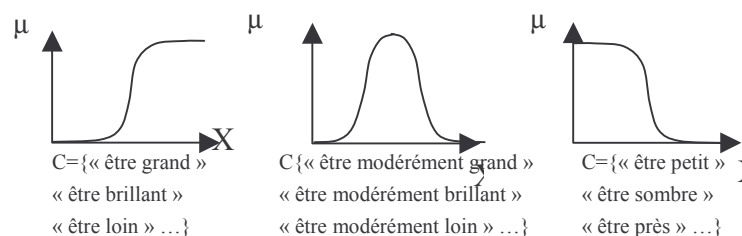
Tableau 1 : Ensemble des connaissances relatives aux principales structures anatomiques utiles au « staging » des cancers de l'œsophage.

3.2 Représentation des variables – modèles

La manière dont les connaissances sont représentées dépend en grande partie de leur nature. Les connaissances de type numérique ne requièrent pas de modèle de représentation complexe à condition qu'elles ne soient entachées d'aucune d'imperfection. Les connaissances dites « imparfaites » nécessitent de clarifier la véritable nature de la source d'imperfection. Dans ce cas, la connaissance en question pourra être représentée par une variable probabiliste, floue ou encore évidentielle.

Dans l'application présentée, la plupart des connaissances sont modélisées par des cartes d'appartenance floues définies dans [Solaiman et al., 1999], soit à partir de l'extraction et de la normalisation floue de certaines primitives de l'image (connaissances *a priori*) soit par modélisation empirique, comme c'est le cas pour les connaissances relatives au système d'acquisition [Solaiman et al., 1999] et au modèle anatomique [Bloch, 1996][Bloch, 1999]. Les connaissances relatives à la forme 2D et 3D des structures anatomiques sont modélisées par des modèles géométriques paramétriques statiques (modèle de Hough elliptique [5]) ou déformables (descripteurs de Fourier, B-spline [Debon et al.(a), 2000][Debon et al. (b), 2000]). Les principaux types de variables selon le type d'imperfection qui les affectent sont ici explicités :

- Probabilistes. Une connaissance sera modélisée par une variable probabiliste lorsqu'elle pourra s'exprimer de la manière suivante « la probabilité d'observer l'événement A sachant X est $p=p(A|X)$ ». Ceci suppose bien entendu que l'on se trouve dans un contexte théorique exhaustif et exclusif, c'est-à-dire que tous les événements élémentaires possibles sont connus, d'intersection nulles, et que la somme des masses de probabilité est normalisée à 1.
- Floues. Une connaissance peut être modélisée par une variable floue lorsqu'il est possible d'introduire une proposition du type $\mu_{C(A)}(X)=\mu$, C étant un concept caractérisant l'événement A. Traiter la variable comme floue signifie que le contexte théorique non exclusif et qu'un événement peut être réalisé de façon partielle. Les connaissances sont modélisées par une fonction d'appartenance ayant une définition paramétrique imposée. La définition d'image floue ou carte d'appartenance modélisant les connaissances *a priori* repose sur ce concept [Solaiman et al, 1999]-[Debon et al. (b), 2000]



- Évidentielles. Le contexte théorique évidentiel prend en compte le fait qu'une connaissance peut qualifier une classe ambiguë, c'est-à-dire deux singletons en même temps. On entre alors dans un contexte théorique exhaustif et non exclusif. Ce sont les masses de croyance qui qualifient la connaissance.

3.3. Mise en adéquation des modèles

Les connaissances répertoriées ont été représentées par différents modèles correspondant à des hypothèses spécifiques sur ces connaissances. La plupart du temps, le modèle général ne correspond pas avec ces connaissances, d'où la nécessité de mettre en adéquation les modèles avec la réalité. Ce travail ne prétend pas être exhaustif sur ce point, mais présente certaines approches correspondant à l'application visée. Il semble qu'il soit possible, selon les connaissances et selon les modèles, de considérer cette mise en adéquation de trois manières différentes.

3.3.1. Empirique

Cette approche est la plus simple et repose généralement sur le test du modèle avec différents paramètres, ainsi que sur la définition d'un critère d'évaluation de pertinence de la représentation plus ou moins objectif. Dans de très nombreux travaux basés sur la logique floue, les fonctions d'appartenance caractérisant les connaissances sont bien souvent définies empiriquement ou bien directement déduites de certaines densités de probabilité. Dans l'application en échodopie, les fonctions d'appartenance modélisant les connaissances anatomiques sont effectivement définies de cette manière.

3.3.2. Supervisée

La mise en accord devient supervisée lorsqu'il est possible d'utiliser une base renseignée contenant des exemples les plus représentatifs possibles, afin d'adapter le modèle à une réalité statistique plus ou moins bien estimée. Dans les approches bayésiennes, l'adaptation des connaissances s'effectue par l'estimation des paramètres des densités de probabilités conditionnelles.

Pour la segmentation de l'œsophage, les connaissances *a priori* sur l'image utilisée par les médecins ont été modélisées par des variables floues. La définition explicite des propositions floues correspondantes, c'est-à-dire des fonctions d'appartenances, s'est avérée influencer considérablement les résultats de segmentation finale. De ce fait, un critère permettant la quantification de la pertinence du modèle flou a été défini. Son optimisation, par considération d'une base d'images segmentées manuellement, permet de fixer objectivement, selon ce critère, les fonctions d'appartenances. De ce fait, cette approche permet de prendre en compte simultanément le caractère probabiliste et ambigu des connaissances.

Comme cela est détaillé dans [Debon et al., 2002] on se place dans un contexte exhaustif et exclusif, ce que n'interdit pas la théorie des ensembles flous. Le critère permettant de sélectionner les fonctions d'appartenances est minimisé pour une probabilité de classification maximale tout en assurant la cohérence des densités de probabilité avec la proposition floue elle-même, ainsi que la conservation d'une quantité d'information maximale dans le domaine

flou. Cette méthodologie est une manière de fusionner deux contextes théoriques différents, c'est-à-dire d'exploiter simultanément leurs aspects complémentaires.

3.3.3. Non supervisée

Certains modèles de connaissances peuvent être mis en cohérence avec les autres connaissances disponibles. Cette mise en cohérence nécessite la définition de critère appelé « critère de cohérence » permettant l'adaptation des modèles les uns par rapport aux autres. Il est aussi possible de qualifier ce processus de « fusion de modèles », car cette adaptation permet d'engendrer de nouveaux modèles de connaissances plus proches de la « vérité ».

Pour la segmentation tridimensionnelle des parois oesophagiennes, trois modèles de connaissances sont principalement considérés : le modèle flou des connaissances *a priori* sur l'image, le modèle anatomique ainsi que le modèle géométrique. Le processus d'adaptation est basé sur un algorithme génétique [Debon et al. (b), 2000][Goldberg, 1989]. Ce dernier propose dans une approche itérative, d'adapter la connaissance géométrique traduite par le modèle dynamique S aux modèles des connaissances *a priori* sur l'image (les données) en optimisant un critère C simplement défini comme suit :

La solution optimale obtenue est donnée par l'expression générale [Debon et al., 2002].

$$C_s = \sum_{M \in S} \mu(M)$$

Le modèle optimal obtenu qui correspond aussi à la solution recherchée, maximise la somme des croyances.

Parallèlement, les connaissances dites « anatomiques » peuvent être mises à jour en

$$S_{optimal} = Arg \max_S (\sum_{M \in S} \mu(M))$$

fonction des nouvelles caractéristiques des modèles géométriques et ainsi apporter au système des informations plus précises et plus conformes aux autres connaissances.

En ce qui concerne la segmentation de l'aorte, le processus s'effectue pour l'instant coupe par coupe. Les 5 paramètres de la section *a priori* elliptique de l'artère sont actuellement estimés par un modèle de type « transformée de Hough ». L'empilement des sections permet d'obtenir le modèle 3D de cette structure tubulaire.

3.4. Hiérarchisation des connaissances – Raisonnement

Dans les systèmes à base de connaissances, c'est la hiérarchisation des connaissances, c'est-à-dire leur catégorisation par niveaux conceptuels, leur remise à jour ainsi que leur combinaison rationnelle, qui conduit à la solution binaire recherchée. Dans notre étude, on distingue trois sources principales de connaissances : les connaissances *a priori* extraites de l'image, le modèle anatomique et les modèles géométriques. Ces connaissances peuvent être classées par niveaux conceptuels. Les connaissances *a priori* ainsi que les informations du système correspondent à des connaissances bas niveau. Les informations du système sont statiques, tandis que les connaissances *a priori* peuvent être estimées. Les modèles anatomiques qui sont des informations de plus haut niveau, apportent leur contribution au niveau de la disposition des structures anatomiques, les uns par rapport aux autres. Finalement, les modèles géométriques correspondent au niveau conceptuel le plus élevé, car ils représentent directement les organes recherchés.

Les connaissances *a priori* ainsi que celles de l'expert sont fusionnées par un opérateur conjonctif permettant d'obtenir une nouvelle connaissance de niveau conceptuel plus élevé.

Le modèle obtenu est combiné avec le modèle de connaissance anatomique. La carte d'appartenance obtenue permet l'adaptation des modèles géométriques comme ceux de la paroi oesophagiennes. Cette adaptation permet l'actualisation de la connaissance anatomique qui, au terme d'un processus itératif, assure le raffinement des modèles géométriques, jusqu'à stabilisation.

4. Résultats

Les segmentations obtenues permettent une grande précision locale comme le montre la figure 2, tandis que les segmentations et les visualisations tridimensionnelles permettent une appréciation plus intuitive de la forme générale des structures anatomiques et de la configuration de la tumeur.

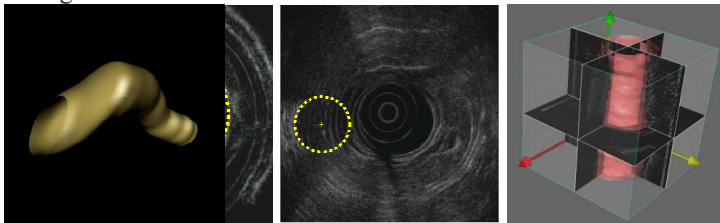


Figure 2: (De gauche à droite) Segmentation de la paroi oesophagienne, segmentation de l'aorte, segmentation 3D de la paroi oesophagienne et reconstruction 3D de l'aorte.

L'adaptation du modèle des connaissances *a priori* par la méthode proposée permet d'améliorer nettement les résultats des segmentations 2D, comme l'illustre le tableau 2, une très grande précision de détection étant requise par la spécialiste.

	Fonctions d'appartenance		Moyenne	Ecart type
	Non-optimisées	Optimisées		
Séquence 1	X		1.36 %	0.44 %
		X	1.05 %	0.03 %
Séquence 2	X		1.28 %	0.14 %
		X	0.98 %	0.07 %

Tableau 2: Résumé des résultats obtenus avec des modèles de connaissance *a priori* non optimisés et optimisés. Ces derniers sont donnés sous forme d'erreurs moyennes et d'écarts types par rapport à une segmentation manuelle.

5. Conclusions et perspectives

Les résultats présentés tout au long de cette étude sont prometteurs et sont considérés comme médicalement pertinents. Lorsque cela a été possible, les apports de ce type d'approches par rapport à des approches plus classiques ont été quantifiés. Une telle validation clinique, devant précéder toute utilisation courante en milieu hospitalier, est actuellement en préparation au CHRU de Brest.

Les perspectives sont multiples. Elles se situent tout d'abord au niveau de la modélisation des connaissances qui pourrait être optimisée en prenant en compte le modèle de raisonnement choisi. Par ailleurs, la mise en cohérence dans une architecture de type

« tableau noir » de l'extraction de toutes les structures anatomiques, y compris de l'aorte, devrait permettre de parfaire cette étude.

Références

- [Solaiman et al., 1999] Solaiman, R. Debon, C. Roux, « Information fusion: application to data and model fusion for ultrasound image segmentation », *IEEE Trans. on Biomedical Imaging*, Volume 46, issue 10, pp. 1171-1175, October 1999.
- [Debon et al, 2002] R. Debon, B. Solaiman, J-M. Cauvin, M. Robaszkiewicz , C. Roux, « Fuzzy propositions determination using veracities or how to relate fuzzy logic and probability theories for segmentation », *Proceedings. of SPIE Aerosense Conference*, Vol. 4730, pp. 334-345, Orlando, April 2002.
- [Debon et al. (a), 2000] R. Debon, B. Solaiman, M. Robaszkiewicz, C. Roux, « Data fusion and stochastic optimization: application to esophagus outer wall detection on ultrasound images », *Proceedings of the 22nd Engineering in Medicine and Biology Society*, Volume 2, pp. 1439-1442, Chicago, USA, 2000..
- [Debon et al. (b), 2000] R. Debon, B. Solaiman, M. Robaszkiewicz, J-M. Cauvin, C. Roux , « Fuzzy fusion and belief updating. Application to esophagus wall detection on ultrasound images », *Proceedings. of the 3rd Conference on Information. Fusion*, Volume 1, pp. TuC5_17-TuC5_23, Paris, July 2000.
- [Debon et al., 1999] R. Debon, B. Solaiman, J-M. Cauvin, L. Peyronny, C. Roux, « Aorta detection in ultrasound medical image sequences using Hough transform and data fusion », *Proceedings of the 2nd Conference on Information Fusion*, Volume 1, pp.59-65, San Francisco, 1999.
- [Bloch, 1996] I. Bloch, « Information Combination Operators for Data Fusion: A Comparative Review with Classification », *IEEE Trans. on System, Man, and Cybernetics*, Vol. 26, n°1, pp. 52- 67, January 1996.
- [Bloch, 1999] I. Bloch, « Fuzzy Relative Position Between Objects in Images: a Morphological Approach », *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 21, Issue 7, pp. 657-664, July 1999.
- [Goldberg, 1989] D. Goldberg, « Genetic Algorithm, Search, Optimization And Machine Learning », Addison-Wesley, 1989. Reading, MA.

SUMMARY

In many medical specialties, physicians make an increasing use of imaging systems. Medical image interpretation is not an easy task because experts have to deal with numerous and heterogeneous knowledge. Therefore, the approaches based on fusion, which are situated between information processing and artificial intelligence, appear promising. In this work, our interest is related to the extraction of pertinent anatomical structures from medical ultrasonographic images, in order to improve the medical staging of esophagus tumors. We propose a general methodology for knowledge representation based both on fuzzy logic and Bayes theory in order to take into account ambiguity and probabilistic imprecision. This knowledge is

Interprétation d'images médicales

hierarchically organized inside a reasoning process similar to blackboard architecture. Obtained results are promising. Some further researches are finally outlined.