

Une architecture de fusion modulaire pour l'assistance au diagnostic médical

Chantal MULLER¹, Michèle ROMBAUT¹, Marc JANIER²

¹CREATIS

INSA Bâtiment Blaise Pascal, 69621 Villeurbanne Cedex, France

²CERMEP- CREATIS

59 Bd Pinel 69003 Lyon, France

muller@creatis.insa-lyon.fr, rombaut@creatis.insa-lyon.fr

Marc.Janier@univ-lyon1.fr

Résumé –

Le système de fusion de données présenté est dédié à l'estimation de la viabilité myocardique du ventricule gauche (Left Ventricular LF). Les variables nécessaires à cette estimation sont définies par un expert médical ainsi que toutes les règles qui lient ces différentes variables. Les paramètres mesurés sont la fonction contractile, obtenue à partir d'images IRM de marquage tissulaire et le taux de métabolisme du glucose fourni par des images de scanner tomographique à émission de positron (PET). La structure de fusion, basée sur le formalisme de la théorie de l'évidence, est modulaire pour faciliter les éventuelles modifications. Les modules sont de deux types: certains transforment les variables numériques mesurées en variables logiques, les autres combinent les variables suivant des règles logiques. L'incertitude est modélisée par une distribution de masse d'évidence sur les propositions ou de plausibilité sur les hypothèses. Les résultats sont présentés sous forme de cartes polaires pour visualiser les zones de lésion potentielles.

Abstract –

In this paper, a data fusion system for the assessment of Left Ventricular (LV) myocardium viability is presented. The variables of interest are defined by the medical experts as well as the different hypothesis concerning these variables. The parameters taken into account are LV contractile function extracted from tagged Magnetic Resonance Images (MRI) and glucose metabolism rate images by a Positron Emission Tomography (PET) scanner. The fusion is based on the Dempster-Shafer framework. Two types of modules are used, the numerical to symbolic conversion modules and the combination modules using logical rules of combination. The uncertainty is modeled by a basic belief assignment or the plausibility of each hypothesis. The results are displayed with polarmaps that give a geometrical information of the potential lesions.

1 Assistance au diagnostic médical

1.1 Diagnostic de la viabilité myocardique

L'estimation de la viabilité myocardique est un domaine important de la recherche sur les maladies coronaires. On qualifie de viable des tissus insuffisamment perfusés qui récupèrent leur fonction après le rétablissement du flux sanguin. La quantification du tissu viable est un facteur déterminant pour le diagnostic médical, puisqu'il permet d'estimer si une procédure de revascularisation sera bénéfique ou non pour le patient [1]. Pour analyser la viabilité de manière précise et automatique, un système doit prendre en compte un ensemble de paramètres, complémentaires du point de vue du diagnostic. Des travaux ont montré que la viabilité pouvait être évaluée correctement en combinant des paramètres relatifs au métabolisme du glucose et à la fonction contractile [2]. Cette dernière est analysée sur des acquisitions IRM de marquage tissulaire. Cette modalité permet d'étudier précisément les déformations de la paroi du coeur. Le taux de métabolisme du glucose s'obtient sur des volumes issus de la Tomographie par Emission de Positons (TEP). Dans ce travail, les

images IRM du coeur sont acquises avec un scanner Siemens Vision de 1.5T avec une résolution temporelle de 35ms (coupe d'épaisseur de 8mm, orientations du marquage de 45 et 135 degrés, champ d'acquisition 280mm). L'analyse de la fonction contractile du ventricule gauche se fait à l'aide du logiciel d'analyse cardiaque *FindTags* (université de Johns Hopkins, Baltimore). Deux paramètres ont été retenus pour l'évaluation de la fonction contractile : le raccourcissement circonférentiel maximum du tenseur de déformation (Maximum circumferential Shortening : *MS*) et l'Angle (*A*) formé par le vecteur de déplacement par rapport à la direction circonférentielle. Les deux paramètres sont calculés sur les images acquises au repos (*MSr*, *Ar*) et sous effort (*MSs*, *As*) à la fin de la diastole.

Les volumes TEP (64 coupes) sont acquis par un tomographe HR+ (Siemens Erlangen) en mode 3D avec une résolution intrinsèque de (4x4mm). Une heure après une infusion de type clamp euglycémique hyperinsulinémique, 3 à 4 mCi de 18FDG sont injectés en bolus lent. L'acquisition du volume se fait 45mn après cet infusion avec un temps d'acquisition de 15mn. Le taux de captation du glucose (*FDG*) sur toutes les régions du myocarde est ob-

tenue par une procédure de comptage.

Un problème majeur dans les systèmes de fusion est le recalage des données. Dans notre application, cette étape est réalisée préalablement par le logiciel semi-automatique Cardiofuz (CREATIS, Lyon). Cinq paramètres MSr , Ar , MSs , As and FDG sont introduits dans le système. Quatre autres paramètres sont obtenus par combinaison : la fonction contractile au repos (CFr), la fonction contractile sous effort (CFs), la fonction inotropique (IF) dérivant de la combinaison de CFr et CFs et la viabilité ($Viab$). Figure 1 présente les cartes polaires associées aux paramètres quantitatifs d'entrée du système.

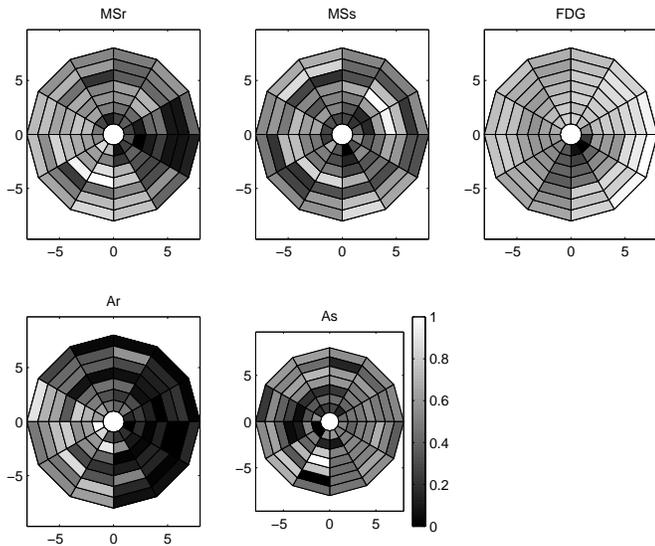


FIG. 1 – Cartes polaires des paramètres d'entrée

La viabilité myocardique est un phénomène physiologique complexe qu'il est difficile de décrire en terme précis. De plus, les connaissances médicales sont en évolution permanente et les résultats de la recherche ne cessent de prendre en compte de nouveaux paramètres. Notre système de fusion est conçu pour s'adapter à cette incertitude et à cette évolution.

1.2 L'outil d'assistance au diagnostic

Le contexte médical de l'application entraîne un certain nombre de contraintes sur la définition du système d'assistance :

- L'outil développé ne remplace pas le médecin qui prend lui-même la décision finale à partir d'une estimation de confiance sur les décisions possibles.
- L'outil doit être reconfigurable, c'est à dire qu'il doit pouvoir permettre d'intégrer de nouvelles variables de mesures ou de nouvelles connaissances médicales.
- Les résultats obtenus doivent être facilement interprétables à toutes les étapes du traitement, il doit être possible de visualiser facilement les résultats, la structure de l'outil, les bases de connaissance.
- L'outil doit permettre l'expression du doute, de la méconnaissance et du conflit entre les sources.
- Les variables qui seront utilisées peuvent être de nature hétérogène.

2 La structure générale

Notre outil tient compte des différentes contraintes exprimées ci-dessus. Son utilisation se fait en deux étapes. La première consiste à définir la structure de traitement, c'est à dire :

- Les variables numériques qui sont utilisées : le médecin décrit aussi les règles d'interprétation de ces variables, c'est à dire les données symboliques décrivant ces variables ainsi que les modèles de conversion numérique/symbolique.
- Les combinaisons de ces variables au niveau symbolique (elles sont faites deux à deux), ainsi que la définition des données symboliques décrivant les variables résultantes.

La deuxième étape concerne le traitement d'un jeu de données numériques par la structure définie à l'étape précédente.

L'architecture du système est modulaire. Les modules qui la composent peuvent être classés en deux types : les modules de conversion numérique/symbolique (modules Num2Symb), les modules de combinaison proprement dit (modules Combinaison). Un exemple d'architecture est présenté Figure 2.

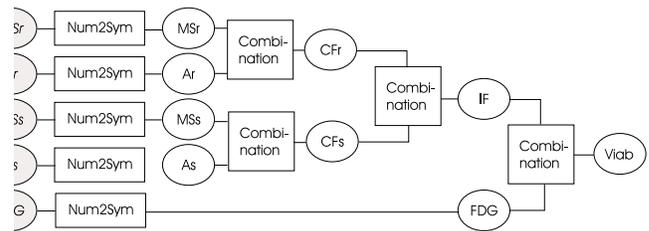


FIG. 2 – Architecture de fusion pour l'évaluation de la viabilité myocardique

3 Modèles des connaissances

Ces modèles représentent la connaissance actuelle des médecins au sujet de la viabilité myocardique. Ces connaissances ne peuvent être formulées en termes précis et fiables. Elles peuvent évoluer en fonction des recherches médicales et des nouvelles modalités d'acquisition de données. L'incertitude et l'imprécision sur les données ainsi que sur les règles de combinaison ont été modélisées à l'aide de la théorie de l'évidence développée par Dempster et Shafer [3, 4, 5].

3.1 Conversion numérique/symbolique

Chaque donnée numérique X définie sur l'intervalle I_X est associée à un ensemble d'hypothèses ou données linguistiques $\Omega_X = \{H_X^i\}$. Par exemple, les paramètres MSs et As sont décrits par les ensembles d'hypothèses $\Omega_{MSs} = \{N, Z, P\}$ et $\Omega_{As} = \{N, Z, P\}$, l'interprétation des hypothèses étant donnée Table 1.

Chaque hypothèse H_X^i est définie sur I_X par une fonction trapézoïdale, de même que les propositions A_X^i qui correspondent à une union logique entre deux hypothèses.

TAB. 1 – Hypothèses des variables MSs et As

N	Negative
Z	Zero
P	Positive

En fait, les hypothèses correspondent toujours à un ensemble d'intervalles suivant les X croissants et donc le doute entre deux hypothèses consécutives est modélisé par une proposition (hypothèse composée) $H_X^i \cup H_X^{i+1}$ où \cup correspond à l'union des deux hypothèses. La fonction m_X , appelée distribution de masse d'évidence modélise la confiance que la valeur numérique $x \in I_X$ appartienne aux différentes propositions A_X^i définies par des sous-ensembles de Ω_X . La définition de m_X est :

$$m : 2^{\Omega_X} \rightarrow [0, 1] \quad (1)$$

$$A_X^i \mapsto m_X(A_X^i)$$

Par exemple, la confiance que MSs corresponde aux différentes hypothèses décrites dans Table 1 est modélisée par m_{MSs} sur $2^{\Omega_{MSs}}$:

$$\left. \begin{array}{l} m_{MSs}(N) \\ m_{MSs}(Z) \\ m_{MSs}(P) \end{array} \right| \begin{array}{l} m_{MSs}(N \cup Z) \\ m_{MSs}(Z \cup P) \end{array}$$

La définition de m_{MSs} pour chaque proposition A_{MSs}^i de $2^{\Omega_{MSs}}$ correspond à une fonction trapézoïdale définie sur $I_{MSs} = [-200, 200]$. Figure 3, on peut remarquer que seulement deux propositions ont une masse différente de 0 simultanément.

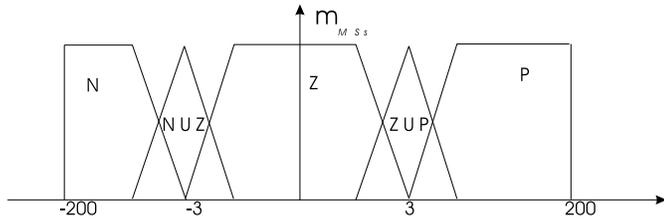


FIG. 3 – Transformation numérique/symbolique de la variable MSs

Les modèles associés aux modules Num2Sym de conversion pour les différentes variables numériques sont donnés par l'expert médical en fonction de ses connaissances.

3.2 Modèles des règles de combinaison

La combinaison de deux variables symboliques permet d'en obtenir une troisième qui doit pouvoir être interprétée par l'expert médical. Les règles de combinaison sont décrites de façon extensive dans une table définie par l'expert médical lui-même.

Dans de nombreux cas, la table de combinaison peut être simplifiée en regroupant certains états en fonction de leur interprétation. Les règles de combinaison sont représentées dans un tableau logique comme celui Table 2 concernant la combinaison de MSs and As pour donner CFs en sortie. L'interprétation des hypothèses de CFs est donnée Table 3.

Dans la théorie de l'évidence, la combinaison est faite sur les propositions et pas seulement sur les hypothèses de

TAB. 2 – Règles de la combinaison des hypothèses de As and MSs pour la détermination de CFs

		Hypothèses MSs		
		N	Z	P
Hypothèses As	N	Hr	Hr	Hr
	Z	Lr	Eq	Hr
	P	Lr	Lr	Lr

TAB. 3 – Hypothèses de la fonction contractile sous effort CFs

Hr	Higher
Eq	Equal
Lr	Lower

Ω . La table de combinaison est donc logiquement étendue pour obtenir la table décrite dans Table 4.

4 Traitement des mesures

La deuxième phase du dispositif consiste à traiter les données mesurées sur un patient particulier. Cette phase de traitement s'appuie sur les connaissances décrites dans le paragraphe précédent. Les données correspondent aux entrées du schéma Figure 2. Pour une valeur numérique x de la variable X , la distribution de masse d'évidence m_X est calculée en utilisant le modèle de conversion numérique/symbolique correspondant. Par exemple, si $MSs = 4$ alors la distribution de masse d'évidence m_{MSs} est définie par :

$$m_{MSs}(Z \cup P) = 0.5$$

$$m_{MSs}(P) = 0.5$$

Après cette phase de conversion, la combinaison est réalisée en utilisant l'ensemble des règles décrites Table 4. Cette combinaison est basée sur la règle conjonctive de Dempster dans sa forme non normalisée Eq. 2.

$$m_X \oplus m_Y(A) = \sum_{A=B \cap C} m_X(B).m_Y(C) \quad (2)$$

où X et Y sont les noms des variables numériques et A , B et C sont les propositions de 2^Ω .

L'équation Eq. 2 a cependant été modifiée pour tenir

TAB. 4 – Règles étendues de la combinaison des propositions de As and MSs pour la détermination de CFs

		MSs		
As		N	Z	P
N		Hr	Hr	Hr
Z		Lr	Eq	Hr
P		Lr	Lr	Lr
$N \cup Z$		$Hr \cup Lr$	$Hr \cup Eq$	Hr
$Z \cup P$		Lr	$Eq \cup Lr$	$Hr \cup Lr$
		$N \cup Z$	$Z \cup P$	
N		Hr	Hr	
Z		$Lr \cup Eq$	$Eq \cup Hr$	
P		Lr	Lr	
$N \cup Z$		$Hr \cup Eq \cup Lr$	$Eq \cup Hr$	
$Z \cup P$		$Eq \cup Lr$	$Hr \cup Eq \cup Lr$	

TAB. 5 – Hypothèses de la viabilité *Viab*

Er	Error : FDG /IF Mismatch
NE	Necrosis
Md	Maimed
MV	Metabolic Viable
V	Viable
I	Ischemic
R	Remote

compte des règles de combinaison :

$$m_X \oplus m_Y(A) = \sum_{A=tab(B,C)} m_X(B).m_Y(C) \quad (3)$$

où *tab* est la règle définie dans Table 4.

Par exemple, pour un secteur de la carte polaire, on mesure la valeur numérique de $MSs = 4$ et celle de $As = -15^\circ$, on obtient les distribution de masses suivantes :

$$\begin{array}{l} m_{MSs}(Z \cup P) = 0.5 \\ m_{MSs}(P) = 0.5 \end{array} \left| \begin{array}{l} m_{As}(N) = 0.75 \\ m_{As}(N \cup Z) = 0.25 \end{array} \right.$$

Ces distributions sont combinées suivant les règles de Table 4. On obtient alors :

$$\begin{aligned} m_{CFs}(Hr) &= m_{MSs}(P).m_{As}(N) + \\ & m_{MSs}(P).m_{As}(N \cup Z) + \\ & m_{MSs}(Z \cup P).m_{As}(N) = \\ & 0.5 \times 0.75 + 0.5 \times 0.25 + 0.5 \times 0.75 \\ & = 0.875 \\ m_{CFs}(Eq \cup Hr) &= m_{MSs}(Z \cup P).m_{As}(N \cup Z) \\ & = 0.5 \times 0.25 = 0.125 \end{aligned}$$

5 Visualisation

Il est important pour l'expert médical de pouvoir visualiser les résultats intermédiaires de la fusion. Pour chaque variable symbolique, notre système permet d'afficher les cartes polaires associées à la masse de chaque proposition. En ce qui concerne la variable résultante *Viab*, l'expert médical a défini pour l'instant sept hypothèses présentées Table 5, ce qui donne 2^7 propositions pour lesquelles il est possible de visualiser la masse. Avec l'accord de celui-ci, nous avons choisi dans ce cas de proposer la visualisation de la plausibilité de chacune des 7 hypothèses Figure 4, telle qu'elle est définie par l'équation 4.

$$Pl(A) = \sum_{B \cap A \neq \emptyset} m(B) \quad (4)$$

6 Conclusion

Une architecture modulaire de fusion de données a été développée afin de proposer à l'expert médical un système d'assistance au diagnostic. Son utilisation est décomposée en deux phases : une première phase dans laquelle l'expert décrit l'architecture et les modèles qui seront utilisés ; la deuxième phase correspond au traitement d'un jeu de données recueillies sur un patient.

Actuellement, le système permet à l'expert médical de visualiser tous les résultats finaux et intermédiaires de

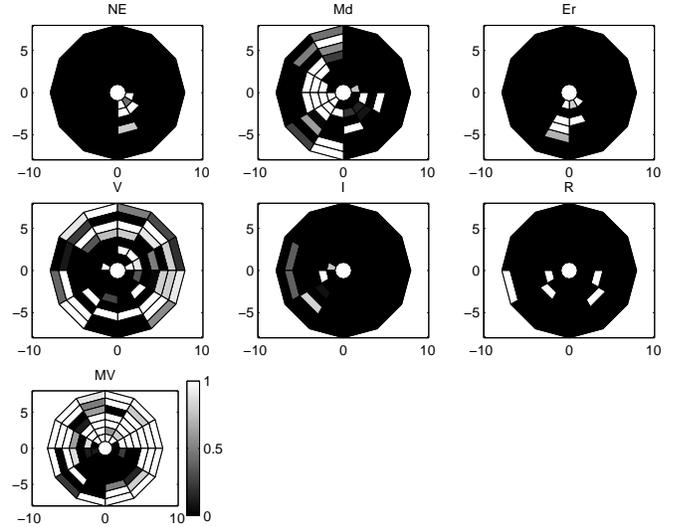


FIG. 4 – Cartes polaires de la plausibilité pour les différentes hypothèses de la viabilité

la fusion. Dans un avenir très proche, il pourra aussi visualiser et modifier les modèles utilisés dans les modules (conversion et combinaison).

De par sa structure, l'architecture peut facilement évoluer en fonction des souhaits de l'expert :

- modification du nombre de variables,
- modification des combinaisons,
- modification des modèles de conversion numérique/symbolique,
- modification des règles de combinaison et définition de nouvelles variables et de nouvelles hypothèses.

Ces modifications se font par l'intermédiaire de fichiers texte, mais prochainement une interface graphique sera développée pour faciliter la définition et la modification de la structure.

A plus long terme, un mécanisme d'apprentissage est envisagé, pour optimiser les modèles et les règles de manière automatique.

Références

- [1] Behloul F., M.Janier and all. Automatic assessment of myocardial viability based on pet-mri data fusion. In *Proceeding of the 20th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pages 492–495, 1998.
- [2] Behloul F., M.Janier and all. Mri-pet data fusion using soft computing for the automatic assessment of myocardial viability. *Computers in cardiology*, 25, 1998.
- [3] G. Shafer. *A mathematical theory of evidence*, volume 2702. Princeton University Press, 1976.
- [4] A. Dempster. A generalization of bayesian inference. *Journal of the Royal Statistical Society*, 30 :205–247, 1968.
- [5] P. Smets. What is dempster-shafer's model ? Technical Report TR/IRIDIA/91-20, IRIDIA-Université Libre de Bruxelles, 50 Av F. Roosevelt. CP194/6.B-1050 Bruxelles, 1991.