

# Fusion de données radioscopiques et ultrasonores via la théorie de l'évidence

## Radioscopic and Ultrasonic Data Fusion Via the Evidence Theory

par Anne DROMIGNY-BADIN, Solange ROSSATO, Yue Min ZHU

CREATIS, UMR CNRS (#5515), et affilié à l'INSERM INSA 502  
69621 Villeurbanne Cedex  
Téléphone : 04 72 43 89 74 Télécopie : 04 72 43 85 26  
E-mail : dromigny@creatis-insa-lyon.fr  
zhu@creatis.insa-lyon.fr

### *résumé et mots clés*

Cet article propose une méthode de fusion, basée sur la théorie de l'évidence, qui vise à améliorer la fiabilité d'une prise de décision en exploitant simultanément des informations complémentaires issues de deux sources différentes. Dans ce cadre, les hypothèses aussi bien discrètes que continues sont traitées de manière systématique. La méthode de fusion est appliquée au problème d'amélioration de la fiabilité du contrôle non destructif (CND) utilisant la radioscopie numérique par rayons X (RX) et les ultrasons (US). Elle est illustrée à l'aide des données radioscopiques et ultrasonores correspondant aux mêmes pièces test. Les résultats de la détection, de l'identification et de la quantification des défauts dans le cas de la monomodalité et de la multimodalité sont discutés et comparés en détail.

**Fusion de données, théorie de l'évidence de Dempster-Shafer, contrôle non destructif, radioscopie numérique, contrôle ultrasonore.**

### *abstract and key words*

A data fusion method, based on the the Dempster-Shafer evidence theory, is presented that aims at improving the reliability of taking a decision by simultaneously exploiting complementary information from two different sources. Within this framework, both discrete and continuous hypotheses are studied in a systematic manner. The data fusion method is applied to problems of improving the reliability of Non Destructive Testing (NDT) using real-time x-ray (RX) radioscopy and ultrasounds (US). It is illustrated with the aid of radioscopic and ultrasonic data corresponding to the same test objects. The results of detection, identification and quantification of defects are discussed and compared in detail, in both monomodality and multimodality.

Data fusion, Dempster-Shafer evidence theory, non destructive testing, real-time x-ray radioscopy, ultrasonic imaging.

## 1. introduction

Dans de nombreux domaines, on observe la présence de multiples informations, provenant de différentes sources, qui représentent le même phénomène. Afin d'améliorer la connaissance disponible sur le phénomène observé, il est souvent nécessaire de combiner ou intégrer ces informations, aussi bien au point de vue quantitatif (c'est-à-dire plus d'informations) par l'utilisation de la complémentarité des sources qu'au point de vue qualitatif (c'est-à-dire de donner une information plus fiable) en exploitant

la redondance des sources [Luo-89]. Plusieurs formalismes ont été proposés pour quantifier la connaissance disponible sur l'état d'un système par l'intermédiaire d'un capteur (ou source). Le principe le plus souvent utilisé est issu de la théorie des probabilités : il s'agit de la théorie bayésienne de la décision [Ray-92], [Clar-90]. Cette théorie présente l'avantage d'avoir un solide formalisme mathématique, mais nécessite pour sa mise en œuvre des connaissances *a priori* sur la réalité souvent difficiles à évaluer. Un autre mode de gestion de la connaissance est la théorie des possibilités, issue du formalisme de la logique floue proposée par Zadeh [Zade-88]. Elle a été mise en place sur des images satel-

lites et médicales [Sure-94]. Sa principale difficulté consiste à évaluer des fonctions d'appartenance, un opérateur de fusion et un critère de décision. Cette méthode est très souple et ne présente pas un cadre très rigide pour la modélisation des connaissances. Il est cependant parfois difficile de choisir la représentation des connaissances la mieux adaptée au problème. Une autre méthode a été proposée par Shafer [Shaf-76] : il s'agit de la théorie de l'évidence, aussi appelée dans la littérature théorie de Dempster-Shafer. C'est une généralisation de la théorie bayésienne au traitement des informations incertaines. Elle a été appliquée dans le domaine de la fusion de senseurs pour l'identification de cibles [Bogl-87], de la classification de données [Deno-95] et de l'imagerie médicale [Bloc-96].

La fusion de données est relativement récente dans le domaine du Contrôle Non Destructif (CND) [Joha-94, Geor-94, Gros-95], où on est souvent amené, à cause des propriétés intrinsèques des capteurs physiques et/ou de la perte des informations et des précisions due aux procédés de mesure, à utiliser plusieurs modalités de contrôle afin d'assurer la qualité du produit ou de détecter les défauts hors critère d'acceptation susceptibles d'apparaître en cours de fabrication. Chacune de ces méthodes a ses performances mais également ses limites. Les informations dont on dispose sont souvent incertaines, imprécises et incomplètes. L'utilisation conjointe d'informations complémentaires issues de différentes modalités de contrôle est parfois nécessaire. La fusion de données permet alors d'intégrer ces informations de façon plus objective et automatique.

Plus particulièrement, la radioscopie numérique par rayons X (RX) et le contrôle ultrasonore (US) sont deux méthodes complémentaires pour détecter les défauts de soudure dans les pièces métalliques. La radioscopie numérique est prometteuse grâce à son aspect temps réel, de plus, elle permet d'obtenir directement la morphologie du défaut. Cependant, elle est mise en échec sur les défauts de faible épaisseur et n'apporte aucune information sur la profondeur du défaut. Le contrôle ultrasonore permet par contre une meilleure détection des défauts, même de faible épaisseur, et une localisation en profondeur. L'interprétation (identification, dimensionnement) des signaux ultrasonores est parfois délicate. Il est donc intéressant d'exploiter la complémentarité de ces deux modalités au moyen de la fusion de données afin de caractériser le défaut de manière plus fiable.

Le but de cet article est de développer une méthode de fusion de données basée sur la théorie de Dempster-Shafer en vue de l'amélioration de la fiabilité de CND. La théorie de Dempster-Shafer se prête bien au problème de la fusion des données radioscopiques et ultrasonores. En effet, bien que possédant un formalisme aussi souple que celui de la théorie des possibilités, la théorie de Dempster-Shafer permet de manière relativement aisée de mettre en place une modélisation adaptée au problème de la détection, de l'identification, de la localisation et du dimensionnement des défauts. Cependant, jusqu'à présent, la plupart des méthodes de fusion fondées sur la théorie de Dempster-Shafer ont un but de segmentation et de classification des images. Le nombre d'hypothèses

(discrètes) distinctes est dans ces cas relativement réduit. Lorsque l'on s'intéresse à la quantification d'un paramètre continu, tel est le cas pour la localisation et le dimensionnement de défauts, on a affaire à des hypothèses continues dont certaines combinaisons deviennent impossibles et n'ont pas de sens physique. Un autre aspect visé ici est donc aussi de montrer, à l'aide des exemples simples, la possibilité d'utiliser la théorie de Dempster-Shafer pour améliorer tous les aspects d'un CND comprenant la détection, l'identification et la quantification des défauts, en fusionnant deux images du même objet issues respectivement des contrôles radioscopique et ultrasonore. Dans un premier temps, nous rappelons les notions principales de la théorie de l'évidence, nécessaires à la compréhension de la suite de l'article. Nous nous plaçons ici dans le cadre habituel de fusion par la théorie de Dempster-Shafer, où les hypothèses constituant le cadre de discernement sont discrètes. La fusion est alors appliquée en vue de la détection et de l'identification des objets. Dans un deuxième temps, nous montrons comment nous avons adapté la théorie au cas particulier de fusion de paramètres quantitatifs et continus. Enfin, nous appliquons la méthode développée à la fusion des images de pièces test pour le contrôle non destructif, tout en précisant les prétraitements et les conditions d'acquisition. Les résultats de détection, d'identification, de localisation, et de dimensionnement sont discutés et comparés dans les cas aussi bien monomodalité que multimodalité.

## 2. théorie de Dempster-Shafer

La théorie de Dempster-Shafer est un outil issu des probabilités permettant de manipuler de manière précise les notions d'incertitude et d'imprécision. Elle permet de modéliser la connaissance que l'on a sur l'état d'un système, mais aussi de modéliser rigoureusement notre manque de connaissance de cet état. Les travaux de Dempster en 1968 [Demp-68] sur les probabilités supérieures et inférieures ont été repris en 1976 par Shafer [Shaf-76] qui a élaboré ce qui est connu comme la théorie de Dempster-Shafer. Nous ne décrivons ci-dessous que les concepts et les notions nécessaires à la compréhension de la suite de l'exposé. Le lecteur désirant avoir plus de détails peut se reporter à l'ouvrage de Shafer [Shaf-76].

Soit  $\Theta$  un ensemble de  $N$  hypothèses  $\{H_1, H_2, \dots, H_N\}$  mutuellement exclusives et exhaustives de l'état d'un système.  $\Theta$  est appelé cadre de discernement. On observe l'environnement  $\Theta$  à l'aide de plusieurs capteurs. Chaque capteur nous fournit une observation du système. Il s'agit donc de reconnaître dans quelle hypothèse se trouve le système à partir des seules observations disponibles.

Ce principe de reconnaissance multi-capteurs est souvent abordé par le biais purement probabiliste de la théorie statistique de la

décision. Il nécessite de connaître par apprentissage ou modélisation les probabilités conjointes  $p(m_j, H_i)$  de réalisation simultanée d'une observation  $m_j$  et d'une hypothèse  $H_i$ .

Dans le cas de la définition d'une probabilité, on répartit notre connaissance du système sur les différentes hypothèses prises séparément. Le principe fondateur de la théorie de Dempster-Shafer est la possibilité d'affecter un degré (ou masse) de connaissance, non seulement aux différentes hypothèses définies séparément (hypothèses simples, ou singletons), mais aussi à un ensemble d'hypothèses (hypothèses composées). Ce cas est réalisé lorsque nous n'avons de la connaissance que sur cet ensemble d'hypothèses, sans pouvoir restreindre notre connaissance à un sous-ensemble plus petit [Shaf-76].

Pour cela, on définit un jeu de masses de croyance  $m$  sur  $2^E$ , l'ensemble des  $2^N - 1$  sous-ensembles non vides de  $\Theta$ . Ce jeu de masses est défini comme ceci :

$$m(\cdot) : 2^E \rightarrow [0, 1] \quad (1)$$

$$\begin{aligned} A_j &\mapsto m(A_j) \\ \phi &\mapsto m(\phi) = 0 \end{aligned}$$

avec 
$$\sum_{A_j \subset \Theta} m(A_j) = 1 \quad (2)$$

Les sous-ensembles de  $\Theta$  ayant une masse non nulle sont appelés éléments focaux. Lorsque ces éléments se réduisent aux seuls singletons  $\{H_i\}$ , la notion de masses se ramène à une notion de probabilité. Il est possible d'affecter une masse de croyance à une hypothèse composée  $\{H_1, H_2\}$  si l'observation ne nous permet pas de discriminer ces deux hypothèses. Une masse affectée à l'ensemble  $\Theta$  représente donc le degré d'ignorance totale vis-à-vis du capteur considéré.

Modéliser un jeu de masses consiste donc à répartir toute notre connaissance disponible (de valeur posée égale à 1 par convention) sur l'ensemble des sous-ensembles de  $\Theta$ , en fonction de nos observations et de connaissances *a priori*. La modélisation est très souple, et l'utilisation des hypothèses composées permet d'exprimer de manière fine l'impossibilité à dissocier plusieurs hypothèses. C'est la grande richesse, mais aussi la principale difficulté de la méthode, en l'absence de méthode générale pour l'affectation des masses.

Lorsque l'on a deux types d'informations sur le même domaine  $\Theta$ , provenant par exemple de deux capteurs différents, on peut bâtir deux jeux de masses différents  $m_1$  et  $m_2$  et chercher à les combiner pour obtenir un nouveau jeu de masses  $m$  correspondant à la synthèse de la répartition de connaissance sur le cadre de discernement. Cette combinaison est effectuée par la règle de sommation orthogonale de Dempster [Demp-68] dont la formule est la suivante :

$$m(B) = m_1 \oplus m_2(B) = \frac{\sum_{A_1 \cap A_2 = B} m_1(A_1) \cdot m_2(A_2)}{1 - K}, \quad (3)$$

$$\forall B \subset \Theta, B \neq \phi$$

avec 
$$K = \sum_{A_1 \cap A_2 = \phi} m_1(A_1) \cdot m_2(A_2).$$

$K$  est appelé le conflit entre les deux sources. C'est un facteur de normalisation permettant répartir la masse affectée à l'ensemble vide sur l'ensemble des éléments focaux de la combinaison, de manière à obtenir un nouveau jeu de masse. C'est un indicateur de qualité de la sommation orthogonale. En effet, plus le conflit est faible, et plus les jeux de masses sont concordants. A l'inverse, un conflit fort montre une discordance entre les jeux de masses initiaux. Le résultat de la sommation est alors peu fiable.

La modélisation de Dempster-Shafer étant très riche, d'autres fonctions ont été établies à partir de la fonction de masse, afin d'exprimer de manière plus explicite notre connaissance du problème. Ce sont les fonctions de crédibilité et de plausibilité. La crédibilité (*Belief Function*), notée  $Cr$ , correspond à la quantité d'information qui est toute entière contenue dans le sous-ensemble considéré. Elle peut être vue comme une mesure de vraisemblance minimale. Elle est définie par :

$$Cr(A) = \sum_{B \subset A} m(B) \quad (4)$$

La plausibilité (notée  $Pl$ ) d'un sous-ensemble  $A$  correspond à la quantité d'information ne discréditant pas  $A$ , c'est-à-dire toute l'information contenue dans les sous-ensembles ayant une intersection avec  $A$ . C'est une mesure de vraisemblance maximale :

$$Pl(A) = \sum_{B \cap A \neq \phi} m(B) \quad (5)$$

Un autre point important de la théorie de Dempster-Shafer est le critère de décision. Contrairement à la théorie bayésienne où ce critère est le plus souvent pris comme le Maximum A Posteriori (MAP), la théorie de l'évidence permet de choisir plusieurs règles de décision ne menant pas toujours au même résultat. Le maximum de crédibilité est le critère de décision le plus souvent utilisé, en raison de sa simplicité de mise en œuvre et de son comportement conforme à l'intuition dans la plupart des cas. Il consiste à choisir l'hypothèse simple qui possède la crédibilité maximale. Ceci permet toujours de conclure, et correspond à un comportement optimiste. De nombreux auteurs, comme Appriou [Appr-93], préconisent la règle du maximum de plausibilité, correspondant à un comportement plus pessimiste. Lors d'une absence de conflit, toutes les plausibilités sont égales à 1, donc cette règle n'est pas adaptée à tous les cas, et ne permet pas de conclure dans tous les cas. L'intervalle de confiance  $[Cr, Pl]$  exprime la connaissance que l'on a sur une hypothèse, bien mieux que chaque notion prise séparément. Il traduit la fiabilité d'une hypothèse, un peu à la manière des degrés de confiance de MYCIN [Henk-88]. Un intervalle de confiance de  $[1, 1]$  certifie que cette hypothèse est réellement sûre, alors qu'un intervalle de confiance de  $[0, 0]$  certifie que cette hypothèse est impossible. Un intervalle de  $[0.7, 0.9]$  indique que l'hypothèse est sûrement vraie, et un intervalle de  $[0.2, 0.4]$  décrit une hypothèse sûrement fautive. Un intervalle de confiance de  $[0, 1]$  indique qu'aucune information n'est disponible pour l'hypothèse considérée. Plus

l'intervalle de confiance est étroit, moins l'incertitude d'une hypothèse est importante. Plus il se rapproche des valeurs de  $[1,1]$ , plus l'hypothèse est probable. Décider à partir de l'intervalle de confiance revient à choisir l'hypothèse la moins incertaine.

D'autres critères de décision basés sur l'intervalle de confiance sont rapportés dans la littérature : le maximum de la moyenne de la crédibilité et de la plausibilité proposé par Lee [Lee-90] ou encore la règle dite absolue très stricte, consistant à choisir le maximum de crédibilité sans recouvrement des intervalles de confiance [Bloc-96]. Celle-ci ne permet pas toujours de conclure. On cite enfin la stratégie pignistique, proposée par Smets [Smet-94], consistant, à se ramener dans cette étape de décision, à une fonction de probabilité pour ensuite appliquer les méthodes classiques de décision dans le cadre probabiliste.

### 3. adaptation de la méthode à la quantification de paramètres continus

La théorie développée dans le paragraphe précédent est bien adaptée à la classification et à la segmentation selon différents critères. Cette théorie est d'ailleurs largement employée avec succès dans ce formalisme [Gros-94, Deno-95].

Cependant, il est parfois nécessaire de fusionner des mesures quantitatives d'un paramètre afin d'obtenir une valeur à la fois précise et fiable de ce paramètre. Nous étions donc amenés à adapter la théorie de Dempster-Shafer au cas particulier de fusion de paramètres continus.

#### 3.1. représentation du jeu de masses

Dans le cadre général de Dempster-Shafer, les masses peuvent être affectées à n'importe quelle réunion d'hypothèses de  $\Theta$ . Mais quand les singletons représentent la discrétisation d'un paramètre continu, certaines combinaisons d'hypothèses deviennent impossibles et n'ont pas de sens physique. A titre d'illustration, considérons l'ensemble  $\Theta$  de 4 échantillons successifs de longueurs notées  $a, b, c$  et  $d$  classés par ordre croissant. Un degré de vraisemblance non nul portant sur l'élément  $\{a, c\}$  de  $\Theta$  impliquerait que la variable peut être égale à  $a$  ou  $c$  en excluant la valeur  $b$  intermédiaire. Les seuls éléments focaux envisageables sont donc des combinaisons d'hypothèses simples contiguës [Case-92]. Toute autre

combinaison d'intervalles aura nécessairement une masse de confiance nulle. Il est possible de représenter cette situation par un graphe triangulaire (figure 1). Chaque nœud de ce graphe correspond à une combinaison d'hypothèses valide, donc à un élément focal potentiel. Les extrémités terminales du graphe correspondent aux singletons, par exemple  $\{a\}$ , les nœuds correspondent à une combinaison d'hypothèses contiguës  $\{a, b\}$  ou  $\{b, c, d\}$ . La racine quant à elle représente l'ensemble  $\Theta = \{a, b, c, d\}$ , cadre de discernement considéré. Associer un jeu de masses à ce formalisme revient à affecter des masses élémentaires aux nœuds de ce graphe. Lorsqu'on étend ce formalisme à des hypothèses continues, les combinaisons d'hypothèses valides deviennent des intervalles continus définis par leurs bornes. La combinaison  $\{a, b, c\}$  devient l'intervalle  $[a, c]$ .

L'ensemble des éléments focaux potentiels est donc l'ensemble des intervalles continus définis sur la plage possible de valeurs du paramètre considéré. Par extension de la figure précédente, le graphe dessiné devient un triangle rectangle isocèle (figure 2). Chaque point de ce triangle représente un intervalle, donc un élément focal possible pour le jeu de masse. L'axe horizontal du triangle correspond à la borne inférieure de l'intervalle, et l'axe vertical à la borne supérieure. Chaque point du triangle est repéré par ses deux coordonnées  $(u, v)$  et représente l'intervalle  $[u, v]$ . Ainsi, la base du triangle correspond à la diagonale  $u = v$ , c'est-à-dire des éléments singletons. A l'inverse, le sommet I du triangle possède les coordonnées  $(min, max)$ , et représente l'intervalle  $[min, max]$ , c'est-à-dire  $\Theta$ , réunion de tous les singletons. C'est la base du graphe précédent.

Dans le cas discret, la masse peut être comparée à une probabilité en première approche. Dans le cas continu, elle devient une densité de probabilité. A chaque point du triangle est associé un réel qui est la masse de confiance de l'intervalle correspondant.

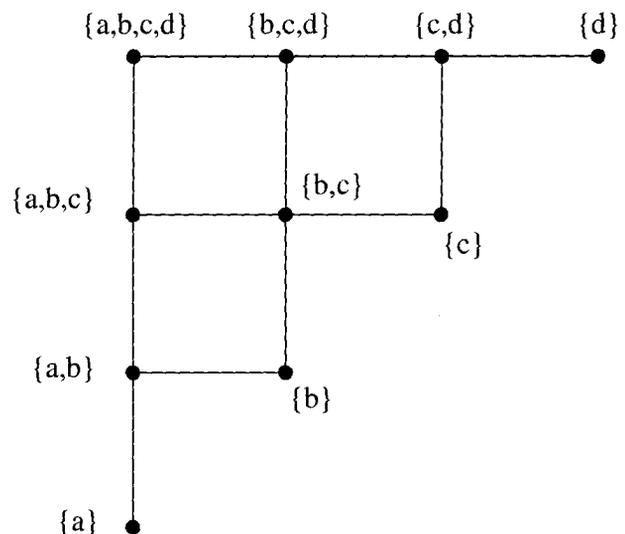


Figure 1. - Représentation des combinaisons d'hypothèses valides dans le cas d'hypothèses discrètes et ordonnées.

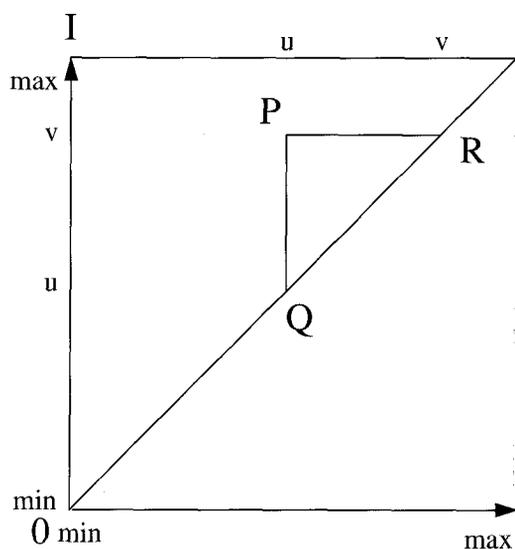


Figure 2. – Représentation des combinaisons d'hypothèses continues. Min et max sont les valeurs limites que peut prendre le paramètre; le point P représente l'intervalle  $[u, v]$ ; le point I représente l'intervalle  $[\min, \max]$  c'est-à-dire  $\Theta$ , ensemble des hypothèses; les points Q et R représentent respectivement les intervalles  $[u, u]$  et  $[v, v]$ , c'est-à-dire les singletons de valeurs  $u$  et  $v$ .

### 3.2. modélisation du jeu de masses

Pour déterminer les jeux de masses sur ce formalisme, nous avons utilisé l'approche d'Appriou [Appr-91], qui propose une méthode pour modéliser des jeux de masses à partir d'un ensemble de probabilités conditionnelles et de degrés de confiance dans ces probabilités. L'intérêt de cette approche est de respecter un certain nombre de propriétés telles que la cohérence avec le modèle bayésien lorsque les distributions sont parfaitement représentatives de la réalité. De plus, il est relativement plus facile pour les experts d'évaluer des probabilités conditionnelles et des degrés de confiance que les jeux de masses directement. Cette approche est détaillée ci-après.

Soit un problème de fusion où l'on dispose de  $M$  capteurs  $c_1, \dots, c_j, \dots, c_M$  et de  $N$  hypothèses  $H_1, \dots, H_i, \dots, H_N$ . Pour un capteur  $c_j$  donné, la modélisation proposée nécessite la connaissance de  $N$  distributions  $p(m_j/H_i)$  : probabilités d'avoir sur le capteur  $c_j$  la mesure  $m_j$  quand l'hypothèse  $H_i$  est réalisée, ainsi que de  $N$  coefficients  $d_{ij}$ , compris entre 0 et 1, décrivant le degré de confiance que l'on peut placer dans la connaissance de la distribution de probabilité  $p(m_j/H_i)$ . Un coefficient  $d_{ij}$  proche de 0 signifie que l'on n'a qu'une connaissance partielle de la probabilité  $p(m_j/H_i)$ , et qu'on lui accorde peu de confiance. Le poids de cette distribution de probabilité dans le processus de fusion en sera d'autant affaibli. Par contre, une probabilité  $p(m_j/H_i)$  associée à un coefficient  $d_{ij}$  proche de 1 sera considérée comme certaine. Si tous les coefficients  $d_{ij}$  valent 1, le processus de fusion se ramène à une approche purement proba-

biliste. Pour chaque probabilité  $p(m_j/H_i)$  associée au degré de confiance  $d_{ij}$ , on construit un jeu de masses élémentaires  $m_{ij}$ , dont les éléments focaux sont  $H_i, \bar{H}_i$  (complémentaire de  $H_i$  dans  $\Theta$ ), et  $\Theta$ . Appriou propose deux modélisations différentes pour ces jeux de masses élémentaires. La première est définie comme suit :

$$\begin{aligned} m_{ij}(H_i) &= \frac{d_{ij} \cdot R_j \cdot p(m_j/H_i)}{1 + R_j \cdot p(m_j/H_i)} \\ m_{ij}(\bar{H}_i) &= \frac{d_{ij}}{1 + R_j \cdot p(m_j/H_i)} \\ m_{ij}(\Theta) &= 1 - d_{ij} \end{aligned} \quad (6)$$

La seconde est donnée ci-dessous :

$$\begin{aligned} m_{ij}(H_i) &= 0 \\ m_{ij}(\bar{H}_i) &= d_{ij} \cdot [1 - R_j \cdot p(m_j/H_i)] \\ m_{ij}(\Theta) &= 1 - d_{ij} \cdot [1 - R_j \cdot p(m_j/H_i)] \end{aligned} \quad (7)$$

Avec  $R_j \in \left[0, \max_{i \in [1, N]} \{p(m_j/H_i)^{-1}\}\right]$ .

$R_j$  est une constante de normalisation quelconque. Elle permet de considérer le cadre général où les  $p(m_j/H_i)$  ne sont connus que de façon relative, au gain de normalisation  $R_j$  près. Le jeu de masse résultant pour un capteur  $c_j$  est formé de la sommation orthogonale des jeux de masses élémentaires  $m_{ij}$ .

$$m_j(\cdot) = \bigoplus_i m_{ij}(\cdot) \quad (8)$$

Ensuite, on effectue la fusion par sommation orthogonale des jeux de masses provenant de tous les capteurs.

$$m(\cdot) = \bigoplus_j m_j(\cdot) \quad (9)$$

Appriou montre que ces deux modélisations sont équivalentes en terme de prise de décision, si le critère de décision choisi est le maximum de plausibilité. Nous avons choisi le premier modèle, car il nous semble plus conforme à la réalité d'affecter une masse non nulle à l'hypothèse  $H_i$  dans le jeu de masse  $m_{ij}$ . Cependant, l'autre modélisation amène aux mêmes résultats.

### 3.3. adaptation au continu

Lorsque les hypothèses sont continues et appartiennent à l'intervalle  $I = [\min, \max]$ , le complément de  $H_i$  dans  $\Theta$  n'a pas de sens physique. Il regroupe deux intervalles non jointifs qui sont  $[\min, H_i[$  et  $]H_i, \max]$ . La masse affectée au complémentaire de  $H_i$  doit donc être répartie sur les deux intervalles concernés. Plusieurs répartitions de ces masses sont *a priori* possibles sur les deux intervalles. La répartition la plus intuitive est d'associer à l'intervalle considéré une masse proportionnelle à l'aire de la densité de probabilité associée à cet intervalle, c'est-à-dire la fonction de distribution cumulative  $F(m_j/H_i)$ .

Pour chaque hypothèse simple  $H_i$ , on a donc un jeu de masses avec quatre éléments focaux :

$$\begin{cases} m([min, H_i]) = \frac{d_{ij}}{1 + R_{ij} \cdot p(m_j/H_i)} \cdot F(m_j/H_i) \\ m(H_i) = \frac{d_{ij} \cdot R_{ij} \cdot p(m_j/H_i)}{1 + R_{ij} \cdot p(m_j/H_i)} \\ m(]H_i, max]) = \frac{d_{ij}}{1 + R_{ij} \cdot p(m_j/H_i)} \cdot (1 - F(m_j/H_i)) \\ m(\Theta) = 1 - d_{ij} \end{cases} \quad (10)$$

où  $F(m_j/H_i)$  est la fonction de distribution cumulative associée à  $p(m_j/H_i)$ .

Le jeu de masse résultant pour le capteur est la somme orthogonale de tous ces jeux de masses élémentaires. Un tel jeu de masse est représenté dans la figure 3.

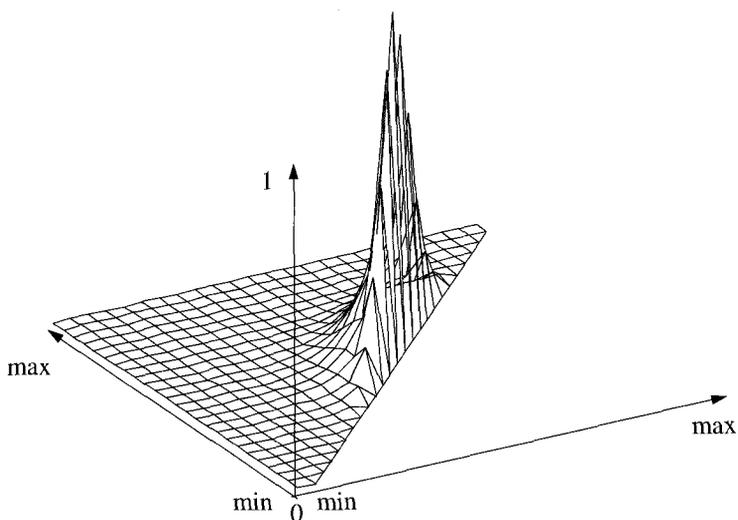


Figure 3. - Modélisation d'un jeu de masses.

## 4. application sur des pièces test

### 4.1. contexte

Afin d'illustrer notre méthode de fusion des paramètres discrets et continus par la théorie de Dempster-Shafer, nous nous plaçons dans le cadre de la fusion de données radioscopiques et ultrasonores pour la détection, l'identification et la quantification de défauts dans les soudures métalliques.

Différents types de défauts peuvent être présents dans les soudures : les soufflures, les manques de pénétration, les fissures.

Les soufflures sont des bulles d'air prisonnières dans la soudure. Elles sont de forme très variable, en général non rectiligne. Leur surface est arrondie et elles peuvent se situer à un endroit quelconque de la soudure. Les manques de pénétration sont des défauts présents lorsque la soudure n'a pas eu lieu jusqu'au fond. C'est un défaut rectiligne, de forme rectangulaire sur le dessus. Un manque de pénétration peut être débouchant (cas des soudures en V) ou non (cas des soudures en X). Les fissures sont des défauts plans particulièrement gênants. Un très faible intervalle d'air est compris entre deux parois de métal et fragilise la soudure [Kaft-95].

Les contrôles non destructifs des soudures par radioscopie et ultrasons fournissent des informations complémentaires et redondantes concernant les caractéristiques des défauts, du fait de la physique différente d'obtention des images. En effet, la radioscopie fournit une image de projection de la pièce, donnant accès aux différences d'épaisseur ou de nature du métal, alors que le contrôle par ultrasons est basé sur les réflexions aux interfaces dans la pièce, et fournit une information de profondeur.

Afin d'étudier la méthode de fusion de manière systématique et de pouvoir quantifier son apport exact, nous avons conçu et réalisé deux pièces test en aluminium (figure 4) contenant des défauts simulant les soufflures et les manques de pénétration dont on connaît parfaitement les caractéristiques (la structure, la position, le nombre, la dimension). Les soufflures sont modélisées par des

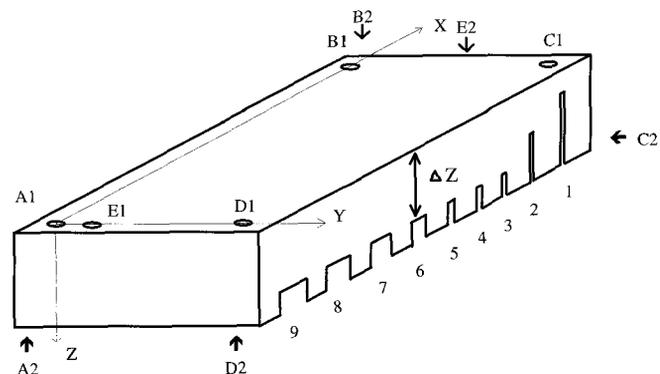
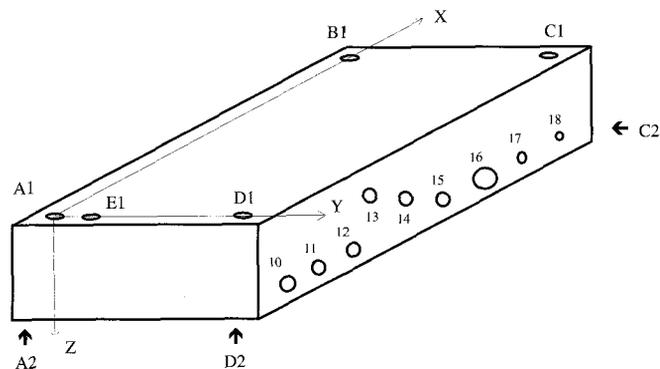


Figure 4. - Illustration des pièces test simulant des défauts de soudure. La première pièce (P1) possède des trous servant à modéliser des soufflures. La deuxième pièce (P2) présente des rainures modélisant des manques de pénétration.

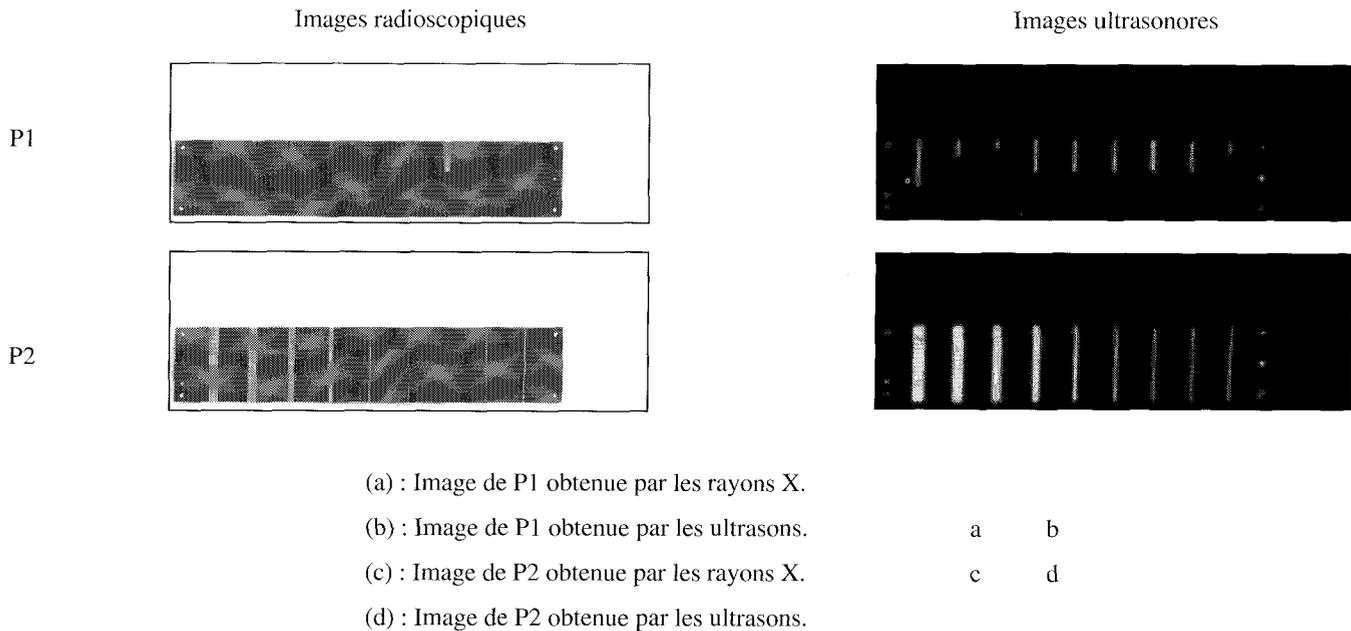


Figure 5. – Images obtenues par les deux modalités d'imagerie.

trous de diamètres variables (de 0.7 à 5.3 mm) et de profondeur de perçage variable (de 6.3 à 31 mm). Les manques de pénétration ont été modélisés par des rainures traversantes de différentes largeurs (de 0.4 à 3.1 mm) et de profondeur variable (de 0.5 à 15 mm). Ces défauts modélisés ont été volontairement dimensionnés à la limite de résolution des deux capteurs utilisés. Quant aux fissures, comme il est impossible de les usiner dans une pièce, nous n'en tiendrons pas compte dans le cadre de cette étude. Ceci ne réduit cependant pas l'intérêt général de la méthodologie de fusion proposée, puisque les différents types de défauts sont traités de manière indépendante et séparée.

Le processus d'amélioration du CND comporte essentiellement trois parties : les acquisitions, les prétraitements comprenant le recalage et l'extraction des paramètres, et la fusion proprement dite. La chaîne d'acquisition radioscopique comprend une source de rayons X, soumise à une tension de 83 kV et à un courant de 10 mA, un détecteur linéaire à l'état-solide et un support mécanique permettant le mouvement de l'objet à contrôler [Zhu-90]. Le pixel est carré de 0.4 mm de côté. Les images obtenues sont de taille  $256 \times 768$  sur une dynamique de 12 bits. L'inspection ultrasonore fournit deux données pour chaque point de la pièce contrôlée : l'amplitude du pic correspondant à l'onde réfléchie et la position correspondant à la profondeur. La taille des images est de  $256 \times 56$  pixels sur une dynamique de 8 bits. Le pas d'acquisition est de 1 mm dans les deux directions du plan d'exploration et la fréquence de l'onde émise est de 10 MHz. La résolution de l'imagerie US est limitée à 2 mm, à cause de la tache focale non ponctuelle (de diamètre 1.24 mm).

## 4.2. prétraitements

Afin de mettre en correspondance spatialement les deux images acquises dans des conditions différentes, un recalage global de l'image US sur l'image RX a été effectué grâce à un repère externe composé de trous calibrés dans la pièce. Ces trous ont servis d'amers (points correspondants spatialement) pour la détermination des paramètres du recalage, composé d'une translation, d'une rotation et d'un facteur d'échelle [Drom-94]. La figure 5 présente les images obtenues après recalage.

La procédure d'extraction des paramètres de chaque image est réalisée à l'aide de techniques classiques de traitement d'images. Notons que la description de cette étape est ici restée volontairement sommaire, l'objectif de cette étude étant de comparer les résultats en termes de précision et de fiabilité entre chaque modalité prise séparément et les résultats de fusion issus des résultats. Les objets ont été détectés par un seuillage global sur l'histogramme et chaque objet a été caractérisé par ses paramètres géométriques [Kaft-95]. Ces traitements ont pour objet d'extraire la liste de paramètres suivants pour chaque défaut :

- les coordonnées  $X$  et  $Y$  du centre de gravité du défaut,
- la plus grande longueur  $L$  du défaut,
- la largeur  $\ell$  du défaut dans la direction perpendiculaire à la longueur,
- la variance  $V$  des niveaux de gris du défaut ou paramètre de forme.

Ce dernier paramètre a été extrait sur des profils de défauts et utilisé pour distinguer les profils de rainures et des profils de trous.

Pour chaque modalité et pour chaque défaut, nous obtenons une liste de paramètres  $L_1$  et  $L_2$ . Ce sont les données d'entrée pour l'algorithme de fusion. Fusionner les listes de paramètres et non les images initiales permet de bénéficier au maximum des techniques optimales de traitement propres à chaque modalité d'imagerie ainsi que de l'expérience des experts humains du domaine. La fusion à un tel niveau est aussi plus souple par rapport à la fusion au niveau des pixels, qui s'appuie souvent uniquement sur les niveaux de gris de l'image.

Soulignons que pour chaque défaut dans les pièces test, la valeur exacte de ces différents paramètres a été obtenue au moyen des différentes mesures physiques (mesure optique, pied à coulisse, comparateur, etc.). Ceci a permis d'obtenir une liste de paramètres  $L_0$  qui est considérée comme valeur de référence pour évaluer les résultats de traitement monomodalité ou multimodalité.

### 4.3. détection et identification

Dans le problème de la détection et de l'identification des défauts, nous cherchons ici à distinguer 3 hypothèses :

$H_0$  : Pas de défaut

$H_1$  : Défaut trou

$H_2$  : Défaut rainure

Nous avons donc  $\Theta = \{H_0, H_1, H_2\}$ .

Pour chaque mesure  $m_j$  issue d'une des sources, une masse doit être affectée à chacune des combinaisons possibles d'hypothèses. Lorsque nous nous intéressons à la détection des défauts, nous cherchons à discerner  $H_0$  de l'ensemble  $\{H_1, H_2\}$ . La prise de décision s'effectue par le critère du maximum de crédibilité. Notons cependant que ce critère a peu d'importance pour la discrimination de deux hypothèses, puisque le maximum de crédibilité ou de plausibilité ou de toute autre combinaison de ces deux fonctions revient à la même prise de décision. Les valeurs des masses ont été élaborées grâce aux connaissances des experts, en fonction de la résolution et des caractéristiques de chaque capteur. Par exemple, le capteur RX peut ne pas détecter les défauts de faible épaisseur et donc il faut affecter une masse non nulle à l'ensemble  $\Theta$ . Après concertation avec les experts, cette masse a été affectée à 0.25, ce qui signifie que 75 % des défauts sont détectés. Par contre, en US, nous n'avons pas de défauts inclinés par rapport au transducteur, donc tous les défauts sont correctement détectés. Ceci revient à affecter une masse très faible de 0.05 à  $\Theta$ .

#### 4.3.1. détection

La détection des défauts est grandement améliorée par la fusion. En effet, nous obtenons les minima de vraisemblance  $Cr$  donnés dans le tableau 1.

Tableau 1. – Résultats de la détection.

Détection	largeur réelle (mm)	RX seul	US seul	Fusion
Rainures 1 à 5	$\ell \leq 1.1$	0.75	0.95	0.99
Rainure 6	3.1	0.75	0.95	0.99
Rainures 7 à 9	$3.1 \leq \ell \leq 6.1$	0.75	0.95	0.99
Trous 10 à 15	$\ell \leq 2.2$	0.75	0.95	0.99
Trou 16	5.3	0.75	0.95	0.99
Trous 17 et 18	$\ell \leq 1.2$	non détectés	0.95	0.88

Lorsque les deux capteurs détectent le défaut, la crédibilité après fusion devient très élevée. C'est presque une certitude. Lorsque le détecteur linéaire RX est mis en échec, le contrôle ultrasonore permet de détecter les défauts. La fiabilité de la détection après fusion est d'au moins 88%. Tous les défauts ont été détectés par la fusion. La fusion renforce donc, d'une manière générale, la confiance que l'on a dans la détection.

#### 4.3.2. identification

Les résultats de l'identification sont consignés dans le tableau 2. L'identification est beaucoup plus délicate que la détection. Les diamètres des trous et largeurs des rainures inférieures à 2 mm ne nous permettent pas de conclure quant à la forme du défaut. En effet, le paramètre de forme est non discriminant sur les petits défauts. Nous avons vu précédemment que 2 mm était un seuil critique en US. Ainsi lorsque la largeur réelle (ou le diamètre réel) est inférieure à cette valeur, la largeur mesurée (ou le diamètre mesuré) n'est pas représentative. Nous ne pouvons donc rien en déduire quant à la forme du défaut. D'autre part, l'image US est fortement bruitée, les rainures bruitées ont une variance du même ordre que celle des trous.

L'investigation ultrasonore n'est pas très performante pour l'identification des défauts. En RX, tous les défauts de largeur (ou de diamètre) supérieure à 3 mm sont identifiés. Les défauts non identifiés sont ceux dont les largeurs ou diamètres sont inférieures à 5-6 pixels (le pixel mesure 0.4 mm de coté), ce qui est insuffisant pour que la variance du défaut soit représentative de sa forme.

Le résultat de la fusion est équivalent à celui de l'identification donné seul par le détecteur RX lorsque le contrôle ultrasonore ne donne aucune information supplémentaire pour l'identification du défaut. Lorsque les deux modalités permettent toutes une identification, la fiabilité de l'hypothèse retenue est nettement augmentée. Elle passe de 45% à 70%.

Tableau 2. – Résultats de l'identification.

Identification	largeur réelle (mm)	RX seul	US seul	Fusion
Rainures 1 à 5	$\ell \leq 1.1$	non identifiées	non identifiées	non identifiées
Rainure 6	3.1	0.45	non identifiée	0.45
Rainures 7 à 9	$3.1 \leq \ell \leq 6.1$	0.45	0.45	0.7
Trous 10 à 15	$\ell \leq 2.2$	non identifiés	non identifiés	non identifiés
Trou 16	5.3	0.45	non identifié	0.45
Trous 17 et 18	$\ell \leq 1.2$	non détectés	non identifiés	non identifiés

#### 4.4. Localisation et dimensionnement

Nous cherchons à déterminer le mieux possible le centre de gravité  $(X, Y)$  et les dimensions  $(L, \ell)$  ( $L$  et  $\ell$  représentent respectivement la longueur et la largeur) du défaut. La profondeur étant une indication fournie uniquement par le contrôle ultrasonore, le résultat de la fusion s'identifie simplement avec celui donné par le contrôle ultrasonore. Pour les quatre paramètres précédents, les deux modalités de contrôle fournissent des valeurs numériques. Nous appliquons alors la méthode de Dempster-Shafer pour les hypothèses continues, développée dans la section 3, pour fusionner ces valeurs de mesures issues des deux capteurs. Les hypothèses sont donc toutes les valeurs que peut prendre le paramètre considéré.

##### 4.4.1. modélisation des masses

Pour reprendre les notations de la section 3, nous avons donc, pour chaque paramètre  $X, Y, L$  ou  $\ell$  de chaque défaut,  $N = 2$  capteurs. Les hypothèses sont toutes les valeurs que peut prendre le paramètre considéré, c'est-à-dire l'intervalle  $[min, max]$ , différent pour chaque paramètre. Pour utiliser la modélisation d'Appriou, nous avons donc besoin de 4 paramètres pour chaque processus de fusion :

$p(m_{RX}/H_i)$  = probabilité d'avoir la mesure  $m_{RX}$  quand le paramètre a une valeur de  $H_i$ .

$d_{i,RX}$  = degré de confiance accordé dans  $p(m_{RX}/H_i)$ .

$p(m_{US}/H_i)$  = probabilité d'avoir la mesure  $m_{US}$  quand le paramètre a une valeur de  $H_i$ .

$d_{i,US}$  = degré de confiance accordé dans  $p(m_{US}/H_i)$ .

Afin d'évaluer les jeux de masses, on évalue d'abord les distributions de probabilité pour chaque capteur et pour les différentes valeurs du paramètre  $X, Y, L$  ou  $\ell$ . Dans le cas des paramètres  $X, Y$  et  $L$ , leur valeur étant bien supérieure à la résolution des capteurs, les distributions  $p(m_j/H_i)$  sont définies par les experts comme étant des lois normales de moyenne  $m$  et d'écart type  $\sigma$ . Il suffit donc de calculer  $m, \sigma$ , et le coefficient de confiance  $d_{ij}$  pour chaque valeur mesurée du paramètre pour déterminer les jeux de masses. La moyenne  $m$  est directement obtenue par la valeur du paramètre issue du traitement sur les images. En effet, il n'y a pas de phénomènes d'offset général sur les dimensions ou les positions, pour aucune des modalités. L'écart-type  $\sigma$  est évalué en fonction de la résolution du capteur, et de la complexité des prétraitements nécessaires à l'obtention de la mesure. L'estimation du coefficient de confiance  $d$  que nous avons en ces distributions n'est pas une tâche triviale car ces dernières sont supposées vraies mais non issues d'expériences statistiques. Dans le cadre de cette étude, nous avons étudié l'influence de ce coefficient sur le résultat de la fusion, et il a été affecté à chacune des modalités de contrôle de manière heuristique.

Dans le cas du paramètre  $\ell$  qui est de l'ordre de grandeur du pixel, les distributions de probabilité ont été modélisées de la

manière suivante. Lors d'un contrôle radioscopique, les défauts fins peuvent être mesurés plus gros qu'ils ne sont à cause du flou, mais parfois, suivant leur épaisseur, ils ne sont pas détectés. Nous avons donc une répartition qui semble symétrique autour de la valeur réelle lorsque l'épaisseur varie. Nous utilisons donc une loi normale de moyenne égale à la valeur mesurée. L'écart type  $\sigma$  vaut 0.8 mm comme pour la longueur.

En ce qui concerne la modalité US, il existe, comme nous l'avons évoqué, un seuil critique de 2 mm à cause de la résolution limitée du système d'acquisition US. Lorsque la valeur mesurée après traitement de l'image US recalée est de l'ordre de 2 mm, nous pouvons seulement déduire que la largeur réelle est inférieure

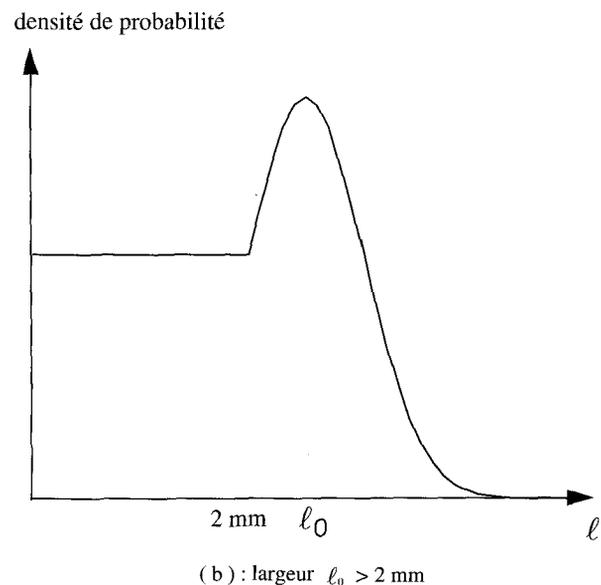
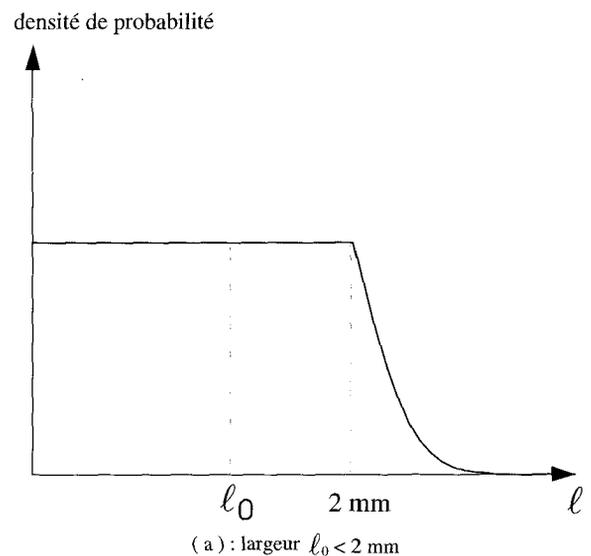


Figure 6. – Modélisation de la densité de probabilité de la largeur  $\ell$  des défauts pour les ultrasons,  $l_0$  est la mesure fournie par la modalité ultrasonore.

à ce seuil. Nous affectons donc une probabilité constante pour la valeur seuil et toutes les valeurs inférieures. La densité de probabilité adaptée à la fusion du paramètre largeur en US est représentée sur la figure 6.

#### 4.4.2. compromis précision - fiabilité

Rappelons que la fiabilité d'une hypothèse est indiquée grâce à un intervalle de confiance  $[Cr, Pl]$ . Dans le cadre de la théorie de l'évidence, la décision consiste à choisir l'hypothèse simple la plus probable. Si nous suivons cette démarche, nous obtiendrons la valeur  $v_0$  comme l'indique la figure 7, prise par un échantillon comme valeur la plus probable pour le paramètre considéré. La probabilité pour que la valeur du paramètre soit exactement  $v_0$  est très faible.

Nous considérons donc un intervalle  $[v_0 - p, v_0 + p]$  autour de la valeur  $v_0$ . Cet intervalle correspond à l'intervalle de mesure qui indique la précision d'une hypothèse. Plus l'intervalle est large, plus la valeur réelle du paramètre a de chance d'appartenir à cet intervalle, mais la précision diminue. Si la précision est trop grande (l'intervalle autour de  $v_0$  trop petit), la fiabilité de l'intervalle le plus probable est proche de  $[0, 0]$ . A l'opposé, une précision trop faible nous donne un intervalle de fiabilité  $[1, 1]$  correspondant à une certitude. Afin de gérer ce compromis, la précision souhaitée est un paramètre d'entrée.

Nous nous intéressons donc à des intervalles de longueur variable suivant la précision désirée, c'est-à-dire que la prise de décision portera sur des hypothèses composées (intervalles autour d'une valeur  $v_0$ , de longueur dépendant de la précision demandée) et non des hypothèses simples. Pour une précision donnée, l'intervalle le plus probable est celui de plausibilité maximale.

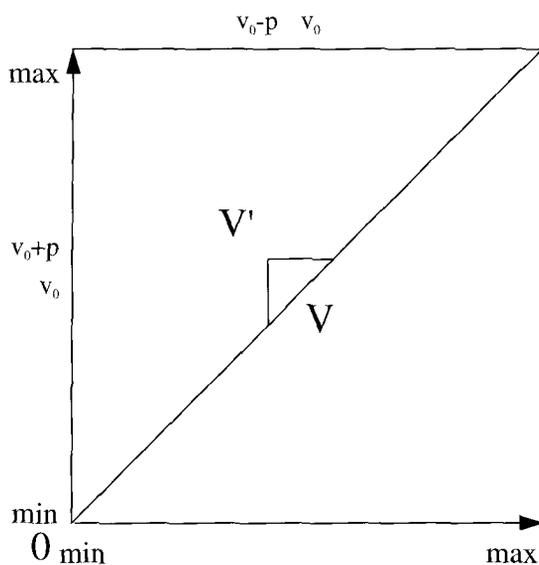


Figure 7. – Le point V correspond à l'hypothèse singletons  $[v_0, v_0]$ . Sa fiabilité est très faible. On définit  $p$  la précision tolérable sur la mesure. On choisira alors le point  $V'$ , correspondant à l'intervalle  $[v_0 - p, v_0 + p]$ . Dans le tableau 3, le point  $V'$  est noté  $v_0 \pm p$ .

#### 4.4.3. résultats

Afin de quantifier les performances de la méthode de fusion, nous effectuons une comparaison entre les résultats de la fusion avec ceux obtenus dans le cas monomodalité. La fiabilité pour une seule modalité est obtenue par la prise en compte d'un seul jeu de masses dans la décision. Pour le calcul d'un paramètre, nous avons utilisé la même précision pour RX seul, US seul et la fusion; cette précision est choisie de manière à ce que le résultat de la fusion ait une crédibilité d'au moins 50%. Nous pouvons donc comparer pour un même paramètre ( $X, Y, L$ , ou  $\ell$ ) les valeurs et la fiabilité obtenues dans les cas de la monomodalité et de la multimodalité. Les résultats sont détaillés pour deux défauts dans le tableau 3, dans lequel la colonne *Ref* représente les valeurs de référence de la liste  $L_0$ , et les valeurs entre crochets indiquent l'intervalle de fiabilité avec lequel ont été obtenus les intervalles de mesures monomodalité ou multimodalité.

On constate que, dans l'ensemble, les valeurs fusionnées sont assez proches de la valeur de référence du paramètre à mesurer, et que la fusion augmente la fiabilité du résultat de manière significative. La fiabilité se situe en général aux alentours de 50-60% en RX. Elle est plus faible (30-50%) en US. Après fusion, la fiabilité est portée vers 60-70%. Cependant, lorsque les intervalles de mesures fournis par le détecteur RX et le contrôle US se chevauchent peu ou sont disjoints, le conflit entre ces deux modalités devient également important. Cela entraîne comme conséquence la diminution de la fiabilité. De ce fait, il faut prendre en compte ce paramètre de conflit dans l'interprétation des résultats, et fixer un seuil de tolérance pour le conflit. Nous considérons le conflit logarithmique  $K_{ln}$  dont l'expression est précisée ci-dessous :

$$K_{ln} = \ln(1 - K) \quad (11)$$

Lorsque les deux modélisations sont certaines ( $d = 1$ ) et égales à la loi normale réduite  $N(0, 1)$ ,  $K_{ln}$  vaut 1.8. Nous fixons donc le seuil de conflit à 2.5. Lorsque  $K_{ln}$  est supérieur à 2.5, le résultat de la fusion peut être mis en doute. En effet, les deux données RX et US sont incohérentes entre elles. C'est par exemple le cas de la fusion de la longueur de la rainure 8, ou encore de la fusion des coordonnées X du trou 13.

D'autre part, lorsque la valeur réelle d'un paramètre est surestimée par les deux modalités, la fusion ne permettra pas de retrouver la juste valeur, mais plutôt de donner un compromis entre les deux mesures. Par exemple, la largeur exacte de la rainure 8 est 5.1 mm. Les valeurs de mesures données par les deux modalités sont respectivement 5.3 mm (US) et 6.8 mm (RX). Comme les deux capteurs sont en concordance en surestimant le même paramètre, il n'y a pas de détection de conflit. N'ayant pas de données supplémentaires, le système ne peut pas détecter cette double erreur de surestimation. Le résultat de la fusion est donc cohérent avec les données fournies au système. Pour la même raison, comme les deux modalités fournissent toutes une sous-estimation de la coordonnée Y du trou 13, la fusion n'a pas permis

Tableau 3. – Résultats de la localisation et du dimensionnement (les valeurs sont en mm).

	Paramètre	Ref	RX seul	US seul	Fusion	Conflit $K_{in}$
Rainure 8	X	45.2	45.5±0.4 [0.56, 0.69]	45.3±0.4 [0.46, 0.60]	45.5±0.4 [0.72, 0.76]	1.57
	Y	20.0	20.3±0.3 [0.46, 0.59]	19.7±0.3 [0.34, 0.49]	20.1±0.3 [0.61, 0.66]	1.91
	L	50	50.2±0.5 [0.45, 0.61]	47.9±0.5 [0.33, 0.51]	49.2±0.5 [0.56, 0.63]	<b>3.36</b>
	$\ell$	5.1	6.8±0.7 [0.56, 0.70]	5.3±0.7 [0.33, 0.51]	6.0±0.7 [0.72, 0.77]	2.30
Trou 13	X	95.7	95.8±0.7 [0.93, 0.97]	93.4±0.7 [0.81, 0.89]	93.4±0.7 [0.58, 0.62]	<b>5.22</b>
	Y	34.45	34.2±0.3 [0.46, 0.59]	33.6±0.3 [0.34, 0.49]	34.0±0.3 [0.62, 0.67]	2.07
	L	21.1	21.1±0.5 [0.45, 0.61]	20.5±0.5 [0.33, 0.51]	21.0±0.5 [0.62, 0.68]	1.61
	$\ell$	2.1	1.6±0.5 [0.45, 0.61]	2.3±0.7 [0.34, 0.76]	1.7±0.7 [0.61, 0.71]	1.03

de retrouver la juste valeur. Elle a donné un compromis entre les deux mesures.

## 5. conclusion

Dans cet article, nous avons étudié en détail une méthode de fusion basée sur la théorie de l'évidence. La méthode de Dempster-Shafer initialement proposée étant surtout utilisée dans les problèmes de détection et d'identification, nous l'avons adapté à la quantification de paramètres. Dans ce cadre, la modélisation des connaissances intégrant à la fois les données disponibles et des connaissances *a priori* a été étudiée. La méthode proposée a été appliquée sur des pièces test, dans le but d'évaluer l'apport exact de la fusion pour l'amélioration de la fiabilité de caractérisation des défauts en CND radioscopique et ultrasonore. Nous avons exploité la complémentarité et la redondance des données multimodalité pour renforcer la confiance donnée dans le résultat en gérant, par la notion du conflit, le cas où les données sont contradictoires. Les résultats obtenus semblent prometteurs. La fusion permet effectivement d'améliorer la fiabilité de caractérisation par rapport à chacune des modalités prises séparément. Ceci est vrai aussi bien pour le problème de détection et d'identification que pour celui de quantification (localisation et dimensionnement) des défauts. Dans ce dernier cas, nous avons également montré que la fiabilité d'une mesure est liée à la précision de cette dernière, et que le compromis précision-fiabilité peut être géré au moyen de la fusion des hypothèses composées.

Dans de futurs travaux, il faudra s'intéresser, pour une application donnée, de plus près à la modélisation des systèmes d'imagerie de manière à adapter au mieux les jeux de masses représentant la connaissance disponible. Cela peut se réaliser par exemple

en effectuant des essais statistiques sur un jeu d'échantillons et de défauts suffisamment important par rapport à l'application. Ensuite, la méthode pourra être appliquée sur des soudures de pièces industrielles réelles. On pourra alors envisager un système de contrôle progressif où les pièces présentant des défauts difficiles à caractériser subiraient des contrôles supplémentaires, alors que la grande majorité des pièces ne seraient examinées que par les deux modalités de référence.

### Remerciements

Ce travail a nécessité une grande quantité de travail préparatoire, allant de la conception et l'usinage des pièces test, jusqu'aux prétraitements en passant par la mise au point des systèmes d'imagerie, l'acquisition des données radioscopiques et ultrasonores et leur mise en forme. Cela a été rendu possible grâce à la collaboration de plusieurs laboratoires. Les auteurs tiennent à remercier Valérie Kaftandjian et Gilles Peix, du laboratoire CNDRI de l'INSA Lyon, ainsi que Philippe Guy et Yves Jayet du laboratoire GEMPPM de l'INSA Lyon, pour leur aide précieuse lors des acquisitions et des prétraitements des images, respectivement radioscopiques et ultrasonores. Nous les remercions aussi pour avoir bien voulu jouer le rôle d'experts lors de la modélisation des connaissances. Les auteurs remercient également Christophe Odet pour son aide dans la mise en forme informatique des données. Enfin, ils remercient Gérard Gimenez, Co-directeur de CREATIS, pour son soutien au projet.

### BIBLIOGRAPHIE

- [Appr-91] A. Appriou, « Probabilités et incertitudes en fusion multicapteurs », Revue Scientifique et Technique de la Défense, Vol. 11, No. 1, p. 27-40, 1991.
- [Appr-93] A. Appriou, « Formulation et traitement de l'incertain en analyse multi-senseurs », 14eme Colloque GRETSI, p. 951-954, Sept 1993.

- [Bloc-96] I. Bloch, « Some aspects of Dempster-Shafer evidence theory for classification of multi-modality medical imaging taking partial volume effect into account », *Pattern Recognition Letters*, Vol. 17, No. 8, p. 905-919, July 1996.
- [Bogl-87] P. Bogler, « Shafer-Dempster Reasoning with applications to Multi-sensor Target Identification Systems », *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, Vol. 17, No. 6, p. 968-977, Dec 1987.
- [Case-92] W.F. Caselton, W. Luo, « Decision making with imprecise probabilities : Dempster-Shafer Theory and Application », *Water Ressources Research*, Vol. 28, No. 12, p. 3071-3083, Dec 1992.
- [Clar-90] J.J. Clark, A.L. Yville, « Data Fusion for Sensory Information Processing Systems », *Kluwer Academic Publishers, Boston*, 1990.
- [Demp-68] A.P. Dempster, « A Generalization of Bayesian Inference », *Journal of the Royal Statistical Society*, Vol. 30, p. 205-247, 1968.
- [Deno-95] T. Denoëux, « A k-nearest neighbour classification rule based on Dempster-Shafer theory », *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, Vol. 25, No. 05, 1995.
- [Drom-94] A. Dromigny, « Etude des différentes techniques de fusion d'images - Application aux images cardiaques par résonance magnétique », *Mémoire de DEA, INSA- Lyon*, 50 p., Juillet 1994.
- [Geor-94] B. Georget, B. Lavayssière, « Fusion de données; un nouveau concept en CND », 6<sup>e</sup> Conf. Européenne sur les CND, Nice, 24-28 octobre, p. 31-35, 1994.
- [Gros-94] X.E. Gros, P. Strachan, D. Lowden, I. Edwards, « NDT Data Fusion », 6<sup>e</sup> Conf. Européenne sur les CND, Nice, 24-28 octobre, p. 355-359, 1994.
- [Gros-95] X.E. Gros, P. Strachan, D. Lowden, « Theory and Implementation of NDT Data Fusion », *Results on Non Destructive Evaluation*, Vol. 6, Springer Verlag, p. 227- 236, 1995.
- [Henk-88] S. Henkind, M.C. Harrison, « An Ananalysis of Four Uncertainty Calculi », *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, Vol. 18, No. 5, p. 700-714, Sept 1988.
- [Joha-94] K. Johannsen, S. Heine, C. Nockermann, « New Data Fusion Techniques for the Reliability Enhancement of NDT », 6<sup>e</sup> Conf. Européenne sur les CND, Nice, 24-28 octobre, p. 361-365, 1994.
- [Kaft-95] V. Kaftandjian, « Reconnaissance automatique des défauts dans les produits métalliques par radioscopie numérique », *Thèse de l'INSA Lyon*, 1995.
- [Lee-90] R.H. Lee, R. Leahy, « Multi-Spectral Classification of MR Images Using Sensor Fusion Approaches », *SPIE Medical Imaging IV : Image Processing*, Vol. 1233, p. 149-157, 1990.
- [Luo-89] R.C. Luo, M.G. Kay, « Multisensor Integration and Fusion in Intelligent Systems », *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, Vol. 19, No. 5, p. 901-931, Oct 1989.
- [Ray-92] C. Ray Smith, « A Bayesian Approach to multisensor fusion », *SPIE*, Vol. 1699, p. 285-299, 1992.
- [Shaf-76] G. Shafer, « A mathematical theory of evidence », *Princeton University Press*, 1976.
- [Smet-94] P. Smets, R. Kennes, « The Transferable Belief Model », *Artificial Intelligence*, Vol. 66, p. 191-243, 1994.
- [Sure-94] F. Sureda, I. Bloch, C. Pellet, A. Herment, « Reconstruction 2D de vaisseaux sanguins par fusion de données à partir d'images angiographiques et échographiques », *Traitement du Signal*, Vol. 11, No. 6, p. 525-540, 1994.
- [Zade-88] L.A. Zadeh, « Fuzzy logic », *IEEE Computer Magazine*, p. 88-93, avril 1988.
- [Zhu-90] Y.M. Zhu, D. Babot, G. Peix, « A quantitative comparison between linear x-ray sensitive array and image-intensifier systems », *NDT International*, Vol. 23, No. 4, p. 214-220, Aug 1990.

*Manuscrit reçu le 2 décembre 1996.*

### LES AUTEURS

#### Anne-DROMIGNY-BADIN



Anne DROMIGNY-BADIN a obtenu le diplôme d'ingénieur en 1993 de l'ICPI, et un DEA en Signal, Image Parole de l'INSA de Lyon en 1994. Elle prépare actuellement une thèse de Doctorat sur la fusion de données pour la segmentation des images médicales et industrielles. Elle s'implique également dans le développement d'un logiciel d'analyse et de quantification d'images IRM MS-Tracker au sein du CREATIS.

#### Solange ROSSATO



Solange ROSSATO est diplômée de l'INSA de Lyon en 1996. Titulaire du DEA Signal, Image, Parole à l'INSA, son stage de recherche a porté sur une application de la théorie de l'évidence au laboratoire CREATIS. Actuellement, elle poursuit une thèse à l'Institut de la Communication Parlée de Grenoble dans l'équipe « Traitement de Codage de la parole » dirigée par Gang feng.

#### Yue Min ZHU



Yue Min ZHU a passé sa thèse de Doctorat en 1988 et son Habilitation à Diriger des Recherches en 1993. Il est Chargé de Recherche CNRS depuis 1990. Il s'occupe actuellement d'un projet médical SEP (Sclérose en Plaques) au sein du CREATIS. Ses activités de recherche concernent l'analyse temps-fréquence des signaux, l'analyse spectrale locale des images, la radiologie numérique et la fusion de données.