

Détection de défauts par fusion de signaux ultrasonores et d'images radiographiques

Olivier DUPUIS¹, Valérie KAFTANDJIAN¹, Yue Min ZHU², Daniel BABOT¹
¹CNDRI, INSA

20 Av. Albert Einstein, Bât. 303, 69621 Villeurbanne cedex, France

²CREATIS, CNRS UMR 5515, INSA

20 Av. Albert Einstein, Bât. 502, 69621 Villeurbanne cedex, France
dupuis@insa.insa-lyon.fr, valkaf@insa.insa-lyon.fr,
yue-min.zhu@creatis.insa-lyon.fr

Résumé — Cette étude porte sur la détection automatique de défauts par fusion de haut niveau des données ultrasonores et radiographiques. L'amélioration de la fiabilité des deux contrôles nécessite une prise en compte des caractères incertains et imprécis des informations. Nous avons choisi d'utiliser la théorie de l'évidence de Dempster-Shafer (DS) pour sa souplesse de modélisation et pour sa puissance de combinaison d'informations. Toutefois, la modélisation des informations sous forme de fonction de masses est un problème délicat. Nous proposons dans cet article une méthode permettant de déterminer ces fonctions. A l'issue de chaque contrôle, une phase de traitement permet tout d'abord d'extraire les informations nécessaires à l'interprétation. La transposition de ces informations en terme de fonctions de masses s'effectue grâce à la définition de propositions élémentaires représentant différents niveaux d'incertitude. L'introduction de la logique floue permet de tenir compte de l'imprécision liée à cette attribution.

1. Introduction

Dans le domaine de l'inspection de soudures, il est reconnu que les différents types de défauts ne peuvent être détectés par une seule méthode de contrôle non destructif (CND). C'est pourquoi on utilise souvent le contrôle ultrasonore et la radiographie qui sont des méthodes complémentaires. A l'heure actuelle, l'interprétation et la décision finale se font manuellement par un expert. Notre étude porte sur la fusion automatique des données provenant des deux modalités de contrôle en vue de la détection de défauts.

La fusion de données est une technique de traitement d'images relativement récente dans le domaine du CND [1][2]. Parmi les différentes techniques reportées dans la littérature, la théorie de l'évidence de Dempster-Shafer (DS) apparaît particulièrement intéressante pour sa souplesse de modélisation et pour sa puissance de combinaison d'informations [3]. D'autres outils mathématiques tels que la théorie des ensembles flous et la théorie des possibilités sont utilisés afin de modéliser la confiance sur un ensemble d'événements [4][5].

Dans la méthode de fusion basée sur la théorie de DS, la modélisation des informations sous forme de fonction de masses est un problème délicat [6]. Dans cette communication, nous proposons une nouvelle approche permettant de calculer les fonctions de masses en utilisant les fonctions d'appartenance floues.

2. Méthode de fusion

L'objectif de cette étude étant la détection de défauts, le cadre de discernement est composé de deux hypothèses H_1 (défaut) et H_2 (pas de défaut). L'union des deux hypothèses correspond à l'hésitation entre les deux hypothèses et donc à l'ignorance. Dans la théorie de l'évidence, la part de croyance en chacune des hypothèses est représentée sous forme de fonctions appelées fonctions de masses, notées m . La combinaison des parts de croyance provenant de différents capteurs s'effectue ensuite suivant la règle de Dempster appelée somme orthogonale. Un critère permet finalement de prendre une décision parmi l'ensemble des hypothèses.

2.1 Modélisation du contrôle

2.1.1 Contrôle radiographique

Pour le contrôle radiographique (noté RX), l'expert décide de la présence d'un défaut dans une soudure essentiellement en fonction de son contraste sur le cliché. Pour un défaut de manque de matière, le contraste est fonction de la dimension du défaut dans la direction du faisceau irradiant, mais aussi de la densité du matériau traversé et de son numéro atomique (FIG 1).



FIG. 1 : cliché radiographique numérisé d'un défaut de manque de fusion sur les bords du chanfrein.

Afin d'évaluer de manière quantitative les critères permettant la détection automatique de défauts, nous avons numérisé des films de soudure contenant au total 358 défauts de nature différente; les images obtenues ont ensuite été segmentées. Pour cela nous avons essayé différentes méthodes de segmentation. Nous avons alors comparé les objets détectés aux défauts identifiés par l'expert sur le cliché radiographique. Il est apparu qu'aucune des méthodes de segmentation testées ne permettait la détection de tous les défauts sans obtenir également de fausses détections. En effet, certains objets segmentés ne correspondent pas aux défauts identifiés par l'expert.

Nous avons retenu une méthode de segmentation d'image basée sur la morphologie mathématique permettant de détecter le plus grand nombre possible de vrais défauts au risque de détecter simultanément de faux défauts.

La phase de segmentation (FIG. 2) est envisagée comme une méthode de détection de défaut relativement précise mais très incertaine puisqu'il demeure un grand nombre de faux défauts. Cette incertitude peut être levée lors d'une phase ultérieure d'analyse, où il faudra trouver des paramètres permettant de discriminer les faux des vrais défauts.

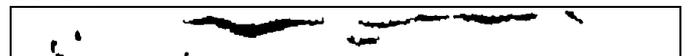


FIG. 2 : image radiographique segmentée d'un défaut de manque de fusion sur les bords du chanfrein.

Nous avons choisi d'effectuer une classification des objets détectés en fonction de deux paramètres (FIG. 3).

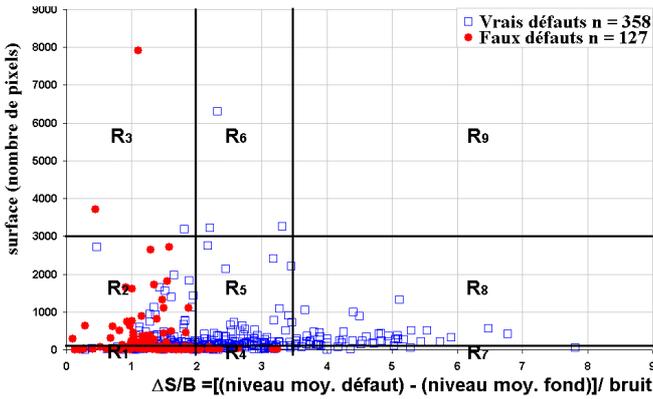


FIG. 3 : classification des objets détectés en fonction de deux paramètres : la surface de l'objet et l'écart de signal par rapport au bruit

On cherche alors à attribuer une confiance automatique à un objet qui serait situé quelque part sur le graphe. Cette classification ne permet pas de distinguer deux régions du graphe pour lesquelles une région contiendrait tous les vrais défauts et l'autre tous les faux défauts. Pour cette raison nous avons choisi de distinguer 9 régions. Ces régions dépendent du pourcentage de vrais et faux défauts qu'elles contiennent (TAB. 2).

TAB. 2 : répartition en pourcentage des vrais et faux défauts

Région	n objets	Vrais défauts	Faux défauts	Proposition
R ₁ à R ₂	255	55%	45%	P ₁
R ₃	3	33%	67%	P ₂ (H ₂)
R ₄	73	83%	17%	P ₃ (H ₁)
R ₅ à R ₉	154	100%	0%	P ₄ (H ₁)

Dans les régions R₁ à R₂, il y environ autant de vrais et faux défauts, traduisant une totale incertitude quant à la distinction entre ces deux types. Au contraire, les objets appartenant aux régions R₅ à R₉ sont tous de vrais défauts.

La région R₄ contient une proportion importante de vrais défauts conduisant à une bonne confiance en l'hypothèse *défaut* mais, la présence de faux défauts amène un doute entre les deux possibilités. Finalement, bien que l'on observe 66% de faux défauts dans la région R₃ le faible nombre total d'objets contenus dans cette région rend la modélisation peu fiable. C'est pourquoi l'hésitation entre les deux hypothèses est importante mais, l'hypothèse de faux défauts dans cette région est plus crédible que la présence de vrais.

Nous avons alors choisi de représenter graduellement l'hésitation entre deux hypothèses à travers un ensemble de propositions:

- P₁ : ignorance totale
- P₂ : forte hésitation mais faible préférence pour l'une des deux hypothèses
- P₃ : bonne confiance en l'une des deux hypothèses mais léger doute
- P₄ : Aucune hésitation, c'est l'une des deux hypothèses

Pour les propositions P₂, P₃ et P₄ on notera P_i(*défaut*) lorsque la proposition concerne une préférence en la détection et

P_i(*pas défaut*) lorsqu'elle concerne l'hypothèse d'une fausse détection. Ces propositions sont tout d'abord traduites en terme de jeux de masse de la manière suivante :

TAB. 3 : représentation des parts de croyance en fonction de propositions élémentaires

Proposition	m(H ₁) (<i>défaut</i>)	m(H ₂) (<i>pas défaut</i>)	m(H ₁ U H ₂) (<i>ignorance</i>)
P ₂ (H ₂)	0	0.33	0.67
P ₃ (H ₂)	0	0.67	0.33
P ₄ (H ₂)	0	1	0
P ₁	0	0	1
P ₂ (H ₁)	0.33	0	0.67
P ₃ (H ₁)	0.67	0	0.33
P ₄ (H ₁)	1	0	0

Les valeurs choisies représentent ainsi graduellement la part de croyance sur la présence ou non d'un défaut de la valeur 0 jusqu'à la valeur 1.

Finalement, une proposition est attribuée à chaque région à partir de l'analyse précédente sur les pourcentages de vrais et faux défauts de chaque région (TAB. 2).

Toutefois, l'attribution de frontières brutes entre les régions peut permettre de donner une confiance sensiblement différente pour deux objets proches en terme de contraste et de surface. Nous avons alors choisi d'utiliser la logique floue afin d'opérer des transitions plus douces entre ces régions. Pour cela nous définissons 3 sous-ensembles flous de contraste C (faible, moyen, élevé) et 3 pour la surface S (petite, moyenne, grande) représentés par les descriptions floues $\mu_{C(j)}$ et $\mu_{S(k)}$ sur l'ensemble des valeurs de contraste et de surface (FIG. 4).

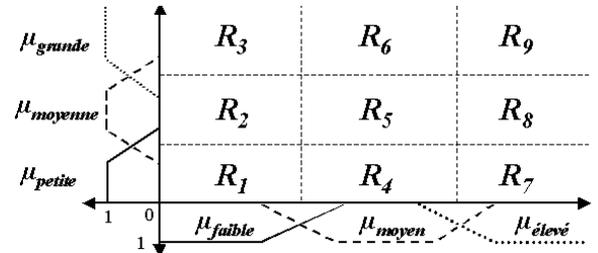


FIG. 4 : représentation des descriptions floues associées aux régions de confiance

On notera R_{j,k} la région ainsi associée aux classes d'appartenance floues C(j) et S(k). Ainsi R₈ est renommée R_{3,2}. De même, le jeu de masses associé à chaque région est noté m_{R j,k}.

Finalement, les fonctions de masses pour chaque objet défini par le couple contraste/surface (x, y) sont calculées par pondération de chacun des 9 jeux de masses m_{R j,k} par les produits des coefficients d'appartenance de la manière suivante :

$$m^{RX}(H_i) = \sum_{j,k} \mu_{C(j)}(x) * \mu_{S(k)}(y) * m_{R j,k}(H_i) \quad (1)$$

2.1.2 Contrôle radiographique

Concernant le contrôle ultrasonore (US), la détection automatique d'un défaut dans une soudure en acier est couramment appréciée par comparaison de l'amplitude de l'écho réfléchi par le défaut à un écho de référence obtenu sur un trou cylindrique de diamètre donné. Si l'amplitude du signal par rapport à la référence est supérieure à un seuil cela signifie que l'on a détecté un défaut. Après avoir identifié ce seuil lors d'une analyse sur un grand nombre de signaux, nous avons défini 3 intervalles de confiances I_1 , I_2 , et I_3 représentés sur le graphe suivant :

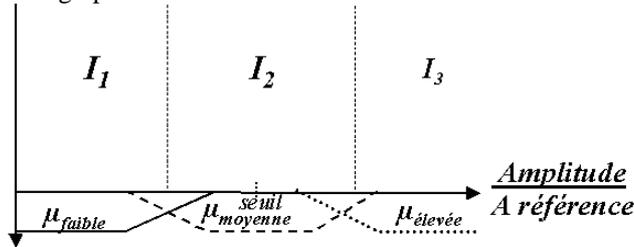


FIG. 5 : représentation des régions de confiance en fonction du paramètre d'amplitude du signal US

Pour une amplitude voisine de celle du seuil (intervalle I_2), une grande incertitude demeure sur la présence d'un défaut ou non. La proposition *ignorance totale* (P_1) est donc associée à l'intervalle I_2 . L'intervalle I_3 (resp. I_1) est une région pour laquelle la certitude d'avoir un défaut (resp. pas de défaut) est grande. Les propositions $P_4(H_1)$ et $P_4(H_2)$ sont respectivement associées à ces deux intervalles. Finalement, le calcul des masses pour un signal d'amplitude x est défini par :

$$m^{US}(H_i) = \sum_j \mu_{A(j)}(x) * m_{ij}(H_i) \quad (2)$$

2.2 Fusion de données

La fusion des données ultrasonores et radiographiques s'effectue par l'intermédiaire de la règle de combinaison de Dempster :

$$m^{fusion}(H) = (m^{US} \oplus m^{RX})(H) = \frac{\sum_{H_i \cap H_j = H} m^{US}(H_i) m^{RX}(H_j)}{1 - K} \quad (3)$$

$$\text{avec } K = \sum_{H_i \cap H_j = \emptyset} m^{US}(H_i) m^{RX}(H_j)$$

K représente le conflit entre les deux modalités de contrôle. Cette règle généralise la règle de combinaison des probabilités de Bayes [4].

2.3 Critère de décision

La décision s'opère alors sur les jeux de masses obtenus. La confiance sur une hypothèse H_i du cadre de discernement θ s'exprime sous la forme d'un intervalle de confiance **IC**. Cet intervalle est borné par les fonctions de crédibilité et de plausibilité : $IC(H_i) = [Cr(H_i); Pl(H_i)]$. Lorsque cet intervalle vaut $[0;0]$ cela signifie que cette hypothèse n'est certainement pas vraie, alors qu'un intervalle $[1;1]$ représente la confiance maximale que l'on puisse accorder à une hypothèse. Un intervalle $[0;1]$ signifie

qu'aucune information ne contribue à croire en la validité de cette hypothèse mais rien ne vient la contredire. Cet intervalle correspond donc à une incertitude complète. Toutes les valeurs intermédiaires sont possibles et reflètent plus ou moins la confiance attribuée en cette hypothèse.

Concernant la prise de décision, le critère du maximum de crédibilité est couramment employé. D'autres critères tels que le maximum de plausibilité et le maximum de crédibilité sans recouvrement sont reportés dans la littérature [5].

Toutefois, la théorie de l'évidence permet d'attribuer une valeur représentant l'incertitude totale sur la modélisation des confiances à travers la masse associée à l'ignorance. Aussi, quelles que soient les crédibilités accordées à chacune des hypothèses, si l'incertitude totale est importante, il n'est pas justifié de prendre une décision. Dès lors si la part de croyance en l'incertitude totale est supérieure à 50% aucune décision ne peut être prise. Le critère de décision que nous avons retenu est donc le suivant :

Si $m(\theta) < 0.5$ alors

$$\text{Décision} = H_i \Leftrightarrow \{ Cr(H_i) = \max \{ Cr(H_k), 1 \leq k \leq 2 \} \}$$

Sinon

$$\text{Décision} = \theta \text{ (ignorance totale)}$$

3. Résultats

Le processus de fusion de données est utilisé pour combiner les mesures ultrasonores et radiographiques effectuées sur des joints soudés de plaques d'acier, contenant au total 122 défauts de types différents. Le nombre de faux défauts détectés est de 24. Nous avons choisi de représenter les résultats de la fusion par comparaison avec la technique de contrôle radiographique. En effet, lors de cette étude une grande majorité des défauts est vue lors du contrôle RX, alors que ceci n'est pas le cas pour le contrôle US.

La figure suivante représente les parts de croyance moyennes accordées aux faux défauts et aux vrais défauts à l'issue du contrôle radiographique et après fusion.

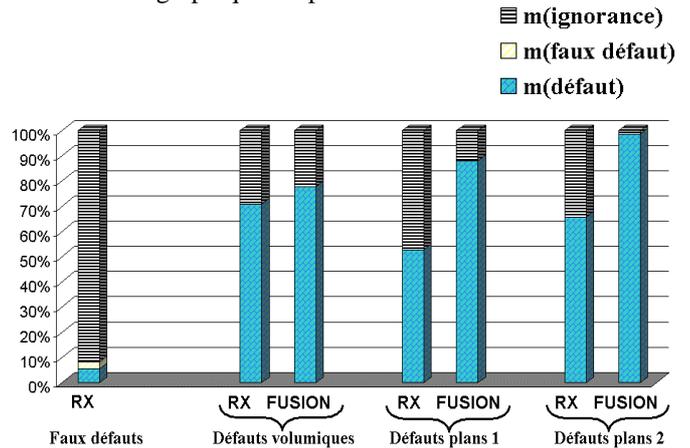


FIG 6 : Parts de croyance moyennes accordées aux hypothèses en fonction du type de défaut avant et après fusion

Les faux défauts détectés par le contrôle radiographique ne peuvent être identifiés comme tels, et l'incertitude moyenne sur l'ensemble de ces objets est grande.

Concernant les vrais défauts, on distingue alors trois types. Les défauts volumiques sont pour la plupart détectés

uniquement par le contrôle RX, et la masse de l'hypothèse défaut est donc sensiblement la même avant et après la fusion.

Toutefois, on peut remarquer que cette part de croyance est relativement élevée (70 %), ce qui démontre une bonne modélisation des croyances en radiographie. En effet, sans cette modélisation, il nous serait impossible de distinguer ces défauts volumiques des faux défauts.

Pour les défauts plans, nous avons distingué deux types de défauts. Les défauts de type 1 sont des défauts plans segmentés sur une petite partie de leur surface observable sur l'image RX. Au contraire, les défauts de type 2 correspondent aux défauts plans correctement détectés sur toute leur surface. Cette distinction est importante car certains défauts plans de type 1 ont une incertitude assez importante. Nous pouvons alors remarquer que la part de croyance en la détection d'un défaut est bien plus importante après fusion pour tous ces défauts plans. En effet, ceux-ci sont tous détectés par les deux modalités de contrôle. Pour les défauts de type 1, le contrôle RX attribue une incertitude assez importante (50%) qui est levée après fusion avec le contrôle US. Concernant les défauts de type 2, le contrôle RX attribue une bonne confiance en la présence d'un défaut avec toutefois un léger doute. Ce dernier est également levé après l'étape de fusion.

Nous proposons d'illustrer l'étape de fusion des données à travers un exemple sur un défaut plan (FIG. 1 et 2).

Ce type de défaut (fin et long) est généralement détecté par radiographie en plusieurs segments. Les objets segmentés sont situés tout le long du défaut mais ils sont légèrement espacés les uns des autres (FIG. 2)

Pour de tels défauts, le dimensionnement en longueur est généralement plus fiable à l'issue du contrôle ultrasonore. La figure suivante représente les rectangles circonscrits aux objets RX et US.

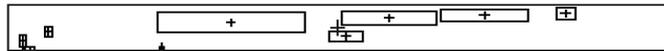


FIG. 7 : visualisation des objets regroupés lors de la fusion; le plus grand rectangle représente le défaut vu par le contrôle ultrasonore, les autres objets sont les segments du défaut et quelques porosités détectés à l'issue du contrôle radiographique

Dés lors que plusieurs objets RX sont inscrits dans un objet US la technique de fusion est la suivante. Parmi tous les objets détectés en RX et ayant une intersection avec le défaut détecté en US, seule la confiance accordée au défaut RX le plus crédible est retenue pour effectuer la fusion. L'inconvénient de cette méthode est que les porosités détectées sur l'image RX situées à l'extrême gauche du défaut sont confondues avec le défaut plan détecté en US. Toutefois, ceci ne présente pas un inconvénient majeur car la présence de défauts plans dans un joint soudé est synonyme de rejet de la pièce.

Le défaut est détecté en US avec un gain de 12.8 dB par rapport à l'écho obtenu sur un trou de diamètre 2.4mm, il se situe ainsi dans la région I_3 . L'objet RX le plus crédible possède un contraste de 3.2 et une surface de 3262 pixels (1pixel = 50*50 μm^2), ce qui correspond à la région R_6 . La proposition $P_4(H_1)$ est donc associée à chaque contrôle ; la

combinaison des données traduit naturellement la certitude sur la présence d'un défaut.

4. Conclusion

Les résultats obtenus traduisent la nécessité d'utiliser les deux méthodes de contrôle afin d'augmenter la fiabilité de détection. En effet, les petits défauts volumiques tels que les inclusions gazeuses sont détectables en radiographie alors qu'il se révèle difficile de les détecter par un contrôle ultrasonore industriel. Au contraire, les défauts plans tels que les manques de fusion ou manque de pénétration sont correctement détectés en US alors que le contrôle RX ne les détecte que partiellement et parfois pas du tout.

Cette amélioration de la fiabilité des deux contrôles nécessite une prise en compte des caractères incertains et imprécis des informations [7]. Dans cette optique, nous proposons un modèle de calcul des confiances basé sur 7 propositions élémentaires représentant graduellement le doute entre deux hypothèses. La notion de doute fait référence à l'hésitation entre plusieurs hypothèses, et donc, au caractère incertain des informations.

Chaque objet détecté à l'issue d'une phase de pré-traitement se voit attribuer une de ces propositions en fonction des paramètres caractéristiques. Cette attribution s'effectue après une phase de classification, pendant laquelle nous avons recherché les valeurs de paramètres caractéristiques permettant de discriminer nos hypothèses. Ces valeurs définissent ainsi des régions aux limites imprécises. L'introduction de classes d'appartenances floues permet de prendre en considération l'imprécision sur les valeurs limites de ces régions.

Cette étude est réalisée dans le cadre d'un projet européen du programme Brite-Euram III, et nous tenons tout particulièrement à remercier messieurs A. Hansen (Robit As, Norvège) et M. Fersini (C.S.M., Italie) pour leur étroite collaboration.

Références

- [1] X.E. Gros, NDT Data fusion, John Wiley and Sons, New York, 1997, 205p.
- [2] B. Georgel, B. Lavyssière, *Fusion de données : un nouveau concept en CND*, Sixième Conférence Européenne sur les Contrôles Non Destructifs, Nice :1997.
- [3] G. Shafer, A mathematical theory of evidence, Princeton University Press, Princeton, New Jersey, 1976.
- [4] L. Gacogne, *Eléments de logique floue*, Editions Hermes, Paris, 1997.
- [5] D. Dubois, H.Prade : *Théorie des possibilités, applications à la représentation des connaissances en informatique*, Masson, Paris, 1988.
- [6] I. Bloch, H. Maître. *Fusion de données en traitement d'images : modèles d'information et décisions*. Traitement du signal, 1994, Vol 11, n°6. p. 435-446.
- [7] S. Bothorel, *Analyse d'images par arbre de décision flous*, Thèse de doctorat, Paris VI, 1996.