

Fusion de données complémentaires en vue de l'amélioration de la dynamique des systèmes d'imagerie

Anne Dromigny-Badin, Yue-Min Zhu

CREATIS, UMR CNRS 5515, et affiliée à l'INSERM
 INSA 502, 69621 Villeurbanne Cedex, France.
 dromigny@creatis.insa-lyon.fr
 zhu@creatis.insa-lyon.fr

RÉSUMÉ

ABSTRACT

Le but de cette communication consiste à montrer que la théorie de l'évidence de Dempster-Shafer peut être appliquée au problème de fusion dans le domaine de l'amélioration de la dynamique d'un système d'imagerie à rayons X. Une hypothèse étant définie comme une épaisseur d'objet, l'incertitude et l'imprécision sur les épaisseurs sont réduites grâce à la gestion des hypothèses composées ainsi qu'à la définition de leur fonctions de masse à partir de la modélisation des histogrammes des niveaux de gris. La prise de décision est basée sur le critère de maximum de crédibilité sur des hypothèses simples (singletons) ou composées (union des hypothèses). L'augmentation de la dynamique du système d'imagerie à rayons X est réalisée en combinant chaque couple de pixels correspondant au même point physique de l'objet grâce à la règle de Dempster et à la consultation d'une table de fusion.

The purpose of this paper is to show that Dempster-Shafer evidence theory can be applied to fusion problems in the field of dynamic range improvement of real-time x-ray imaging systems. A hypothesis being defined as an object thickness, uncertainty and imprecision on thickness are reduced through managing composite hypotheses as well as their mass functions based on histogram modeling of gray levels. The decision making is performed using the criterion of maximum plausibility on simple hypotheses (singletons) or composite hypotheses (union of hypotheses). Improvement in dynamic range of real-time x-ray imaging systems is achieved by combining each couple of pixels corresponding to the same physical point of the object thanks to the Dempster's combination rule and a look-up fusion table.

1 Introduction

La dynamique est un paramètre important pour caractériser la performance d'un système d'imagerie à rayons X (RX).[1] Il détermine directement la probabilité de détection des détails, et leur résolution en contraste. Ce paramètre s'avère essentiel lorsque la pièce inspectée présente une variation importante en épaisseur. L'amélioration de la dynamique d'un système d'imagerie, qui est réalisée jusqu'à présent de manière matérielle, est souvent technologiquement difficile, coûteuse et limitée. Dans cette communication, nous présentons une approche logicielle à ce problème. Cette approche est basée sur le concept de fusion de données, et peut être assimilée à la méthode de restauration d'images,[2] largement utilisée dans les problèmes d'amélioration de la résolution spatiale, dans le sens où on utilise une méthode logicielle pour améliorer les performances utiles d'un système d'imagerie.

L'idée principale consiste à exploiter deux images du même objet obtenues dans deux conditions d'acquisition différentes. Ces images sont à la fois partiellement redondantes et partiellement complémentaires. Certains détails sont ou plus moins bien présents dans les deux images, mais aucune des deux images permet de détecter la totalité des détails dans l'épaisseur. Ces informations incomplètes, imprécises et incertaines sur les détails dans l'épaisseur peuvent être manipulées en utilisant la théorie de l'évidence de Dempster-Shafer de telle manière que les deux

images du même objet sont fusionnées en une seule image, dans laquelle les détails sont mis en évidence comme si l'on avait utilisé un imageur possédant une plus grande dynamique globale. L'objet étudié est un gradin simulé dont les marches d'escalier représentent différentes épaisseurs de matière. Dans un premier temps, nous rappelons les principes de la théorie de Dempster-Shafer, puis nous montrons comment nous avons modélisé les jeux de masses pour ensuite montrer les résultats sur des images simulées.

2 Fusion des images par la méthode de Dempster-Shafer.

Avant de présenter la méthode d'amélioration de la dynamique par fusion de données, nous rappelons brièvement les principales notions de la théorie de l'évidence utilisées par la suite.

La théorie de Dempster-Shafer [3] propose une représentation conjointe de l'incertitude et de l'imprécision de la connaissance par l'intermédiaire de deux fonctions, la crédibilité (Cr) et la plausibilité (Pl), dérivées toutes les deux d'une même fonction de masse m définie sur tous les sous-ensembles A_j de Θ , telle que :

$$\begin{aligned}
 m(.) : 2^\Theta &\rightarrow [0, 1] \\
 A_j &\mapsto m(A_j) \\
 \emptyset &\mapsto m(\emptyset) = 0
 \end{aligned} \tag{1}$$

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

La différence entre la modélisation de la connaissance par un jeu de masse d'évidence par rapport à une simple probabilité est la possibilité d'affecter une masse à une hypothèse composée. Ceci revient à exprimer le fait que nous ne pouvons pas distinguer de manière plus précise les différentes hypothèses simples composant cette combinaison. Les fonctions de crédibilité et de plausibilité sont définies ci-dessous :

$$Cr(A) = \sum_{B \subset A} m(B) \quad \text{et} \quad Pl(A) = \sum_{B \cap A \neq \emptyset} m(B) \quad (3)$$

La crédibilité est souvent présentée comme une probabilité minimale alors que la plausibilité est une probabilité maximale. Ces deux fonctions permettent une prise de décision beaucoup plus nuancée et adaptée par rapport au simple maximum a posteriori de la théorie bayésienne.

Nous nous plaçons ici dans un problème de classification, où chaque épaisseur d'objet constitue une classe ou hypothèse. Les deux capteurs dont nous disposons sont les deux images de la pièce, l'une acquise avec des rayons X forts, l'autre avec des rayons X plus faibles. Etant donnée la superposition parfaite des images, on peut se placer dans un contexte de fusion au niveau pixel, basée uniquement sur les informations de niveau de gris dans les images.

Chaque image est composée d'un certain nombre de classes, représentant les différentes épaisseurs de matière de l'objet étudié. Chaque classe correspond donc à une zone homogène en niveau de gris pour chaque image. Le bruit électronique des systèmes à rayons X est modélisé par un bruit gaussien, de variance dépendant de l'énergie de la radiation.

Chaque classe est définie par un certain nombre de paramètres, tels que la probabilité d'apparition, ou les paramètres statistiques dans chaque image. Les histogrammes de chaque image seront modélisés par une somme de fonctions gaussiennes, correspondant aux différentes classes.

2.1 Modélisation des masses

La modélisation des jeux de masses est le point délicat de l'application de la méthode de Dempster-Shafer. L'intérêt de la théorie est de pouvoir gérer des hypothèses composées. [5] Nous en tenons compte dans la modélisation des jeux de masses comme précisé ci-dessous.

On définit un jeu de masse pour chaque valeur de niveau de gris de chaque image. Ce jeu de masse est bâti à partir des modélisations gaussiennes des histogrammes. Pour chaque valeur de niveau de gris, on calcule la probabilité (par le modèle gaussien) d'appartenance de ce niveau à toutes les classes issues de la précédente classification. Le jeu de masse associé au niveau de gris est un jeu de masses consonant, dont les éléments focaux sont des combinaisons de classes de probabilité significative. Ces jeux de masses

sont ensuite normalisés de manière globale sur tous les niveaux de gris.

2.2 Sommation orthogonale

Une fois les jeux de masses définis pour tous les niveaux de gris des deux images, on effectue la sommation orthogonale de Dempster de manière classique, pour chaque couple de niveaux de gris.

m_1 (respectivement m_2) est le jeu de masses associé à un niveau de gris ng_1 (respectivement ng_2) dans la première (resp. deuxième) image, et m est le jeu de masse résultant de la sommation orthogonale de m_1 et de m_2 . Le jeu de masse combiné m représente le jeu de masse associé au couple de niveaux de gris (ng_1, ng_2).

$$m(B) = m_1 \oplus m_2(B) = \frac{\sum_{A_1 \cap A_2 = B} m_1(A_1) \cdot m_2(A_2)}{1 - K}, \quad \forall B \subset \Theta, B \neq \emptyset$$

$$\text{avec } K = \sum_{A_1 \cap A_2 = \emptyset} m_1(A_1) \cdot m_2(A_2) \quad (4)$$

Lors de la sommation orthogonale, il faut introduire la notion de conflit, exprimé par la valeur K . En effet, selon les jeux de masses en présence, il se peut que la sommation orthogonale génère un conflit total, et le jeu de masse résultant de la sommation ne permet pas la prise de décision. Ceci doit être pris en compte dans le processus de fusion, par l'introduction d'une classe de conflit.

2.3 Prise de décision

Le critère de prise de décision a une influence non négligeable sur le résultat de la fusion. Les critères classiques sont le maximum de crédibilité ou le maximum de plausibilité sur les hypothèses simples, ou bien une combinaison linéaire de ces deux critères.[5] Le premier critère est plus strict que le deuxième. Il nous a semblé que limiter la prise de décision à des hypothèses simples est assez restrictif et impose parfois de prendre une décision dont on sait qu'elle peut être fortement imprécise, car elle possède une fiabilité relativement faible. Par exemple, si pour un pixel, deux classes présentent des crédibilités proches sans être particulièrement élevées, il est arbitraire (et source d'erreurs potentielle) de privilégier l'une par rapport à l'autre. Nous avons fait le choix d'autoriser les hypothèses composées dans la prise de décision lorsqu'aucune hypothèse simple n'a un critère de décision supérieur à un certain seuil, réglable. Ce seuil est appelé dans la suite de l'exposé *facteur d'imprécision d*. Ceci permet d'ajuster le compromis précision/fiabilité de manière adaptée en fonction de l'application. Nous avons testé et comparé les critères de plausibilité maximale et de crédibilité maximale sur les hypothèses simples et doubles.

Afin de réaliser la fusion et la classification des couples de pixels, nous créons une table de fusion, image basée sur l'histogramme bidimensionnel et servant de table de correspondance. Les coordonnées de cette image représentent les niveaux de gris de chaque image, et la valeur de la table correspond à l'hypothèse (simple ou double) choisie pour le couple de niveaux de gris. L'image

de fusion proprement dite est obtenue en consultant, pour chaque couple de pixels, cette image de correspondance.

2.3 Mise à jour des paramètres de classes

Les paramètres statistiques de chaque classe sont réactualisés en fonction de la classification précédemment réalisée. Pour cela, on calcule les nouveaux paramètres de chaque classe. Si la décision pour un couple de pixels porte sur une hypothèse simple, la classe associée à cette hypothèse est actualisée par les données du couple de pixels. Par contre, pour les hypothèses composées, on répartit les données des hypothèses composées sur les hypothèses simples les composant selon la stratégie des probabilités pignistiques.[6]

Une stratégie d'adaptation du nombre de classes en fonction de la répartition obtenue est ensuite appliquée et le processus est réitéré jusqu'à la stabilité de la classification.

3 Résultats

La méthode de référence pour évaluer la dynamique d'un système d'imagerie à rayons X est d'utiliser un fantôme composé de différentes épaisseurs de matière sous forme de gradins dont chaque marche correspond à une épaisseur donnée. L'évaluation de la dynamique est effectuée en déterminant le nombre visible de marches dans l'image finale.

Afin de simuler deux conditions d'acquisition différentes, nous avons créé deux images représentant l'acquisition de notre fantôme. La première simule une acquisition sous énergie faible: les épaisseurs fines sont bien définies et différenciées, mais les épaisseurs plus grandes sont sous-exposées. La deuxième image représente les rayons X forts: les épaisseurs fines donnent une image saturée mais les grosses épaisseurs sont bien différenciées. De plus, le bruit est plus important avec les grandes énergies qu'avec les plus faibles.[7]

Les images simulées sont représentées sur la Figure 1.

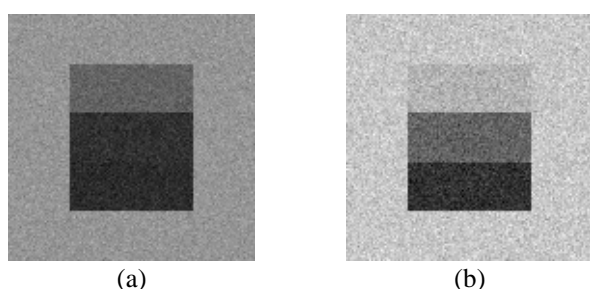


Figure 1 : Images de simulation. (a) Images de rayons X faibles. (b) Images de rayons X forts

Les jeux de masses sont définis comme proposé dans la section précédente à partir des modélisations des classes par des gaussiennes. Les paramètres des classes constituent les entrées du système et servent de connaissances a priori (CAP) pour fusionner les images.

Nous avons testé la robustesse de notre algorithme pour plusieurs configurations initiales en termes de CAP sur les classes.

Pour les CAP correctes, nous avons utilisé les paramètres qui nous ont servi à simuler les images. Pour les

CAP erronées, nous avons supposé l'histogramme de chaque image plat, et les classes de manière équiprobable et réparties sur tout l'histogramme de l'image.

CORRECT	Classe 1	Classe 2	Classe 3	Classe 4
Population	70 %	10 %	10 %	10 %
Moy.Img 1	45	50	100	150
Moy.Img 2	50	100	180	200
ERRONE	Classe 1	Classe 2	Classe 3	Classe 4
Population	25 %	25 %	25 %	25 %
Moy.Img 1	34.3	79.1	123.8	168.6
Moy.Img 2	32.6	95.8	159.1	222.37

Tableau 1 : Valeurs des CAP correctes et erronées utilisées dans les simulations.

Sur la figure 2, nous montrons quatre tables de fusion différentes obtenues dans quatre conditions différentes. D'une part, nous montrons l'intérêt d'utiliser des hypothèses composées (par l'introduction du facteur d'imprécision d) et d'autre part, nous montrons la prise en compte de la véracité des CAP fournies au système sur le résultat de la fusion.

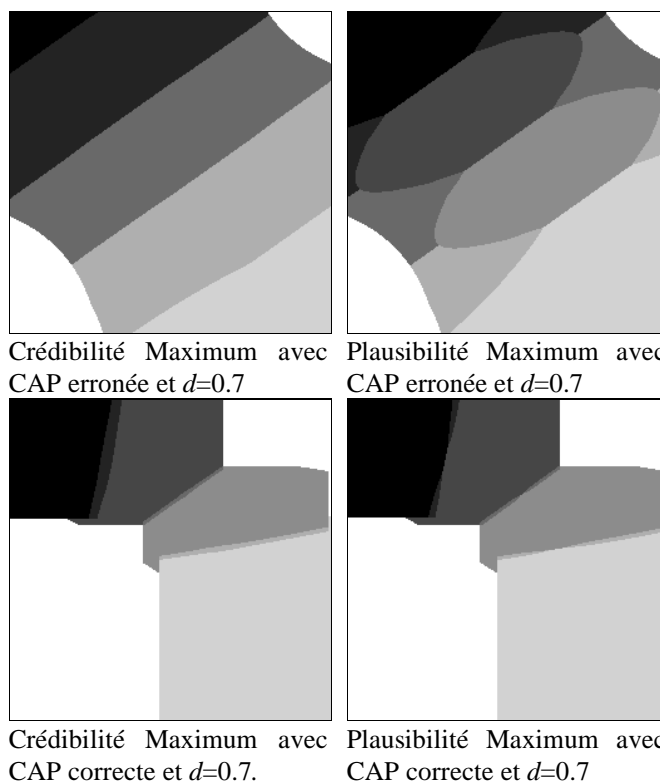
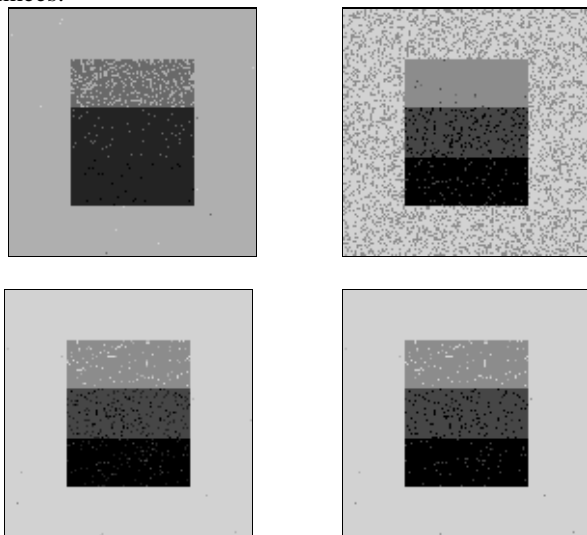


Figure 2 : Tables de fusion obtenues dans différentes conditions.

Les résultats correspondants sont présentés dans la figure 3. On peut voir sur ces résultats que, comme attendu, le résultat est meilleur en utilisant les CAP correctes que les CAP erronées. Cependant, on constate que les erreurs sont limitées par le fait d'introduire le critère des hypothèses doubles. Si on choisit un facteur d'imprécision d assez fort, proche de 1 (ici, on a pris 0.7) on adopte donc un comportement assez prudent. Au fur et à mesure des itérations, alors que l'on s'approche de la solution de convergence, on pourra adopter un facteur d'imprécision

plus faible de manière à avoir une solution plus précise tout en s'assurant une certitude suffisante.

De plus, avec le même facteur d'imprécision et la même prise de décision, des CAP conformes à la réalité entraînent une bien plus grande précision dans la décision par rapport à une CAP erronée. L'algorithme arrive à apprécier la qualité des CAP fournies en entrée, et leur adéquation avec les données.



Palette d'affichage :

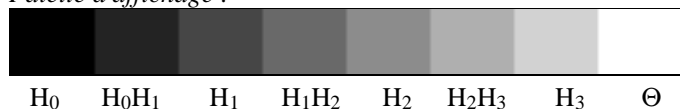


Figure 3: Résultats de fusion.

Les résultats montrent ainsi que si les conditions initiales ne sont pas correctes, l'algorithme préfère la prudence et préfère choisir une hypothèse double plutôt que prendre une décision erronée ou pouvant l'être (Figure 4). De plus, le degré de « prudence » de l'algorithme peut être paramétré par le facteur d'imprécision d . En effet, si les CAP sont correctes, on n'a qu'un maximum de 10 % d'hypothèses doubles choisies par l'algorithme, alors que si les CAP sont erronées, l'algorithme choisit jusqu'à 100 % d'hypothèses doubles. Les fiabilités des hypothèses simples sont alors trop faibles par rapport à l'exigence imposée par le facteur d pour pouvoir être choisies. Les résultats montrent de plus, que le fait de choisir comme critère de décision le maximum de plausibilité permet un facteur d'imprécision plus faible (donc une précision meilleure) qu'avec le maximum de crédibilité.

5 Discussion

Les résultats présentés ici montrent l'utilité et l'intérêt d'utiliser une méthode de fusion de données gérant l'imprécision et l'incertitude de manière fiable et efficace, afin d'augmenter de manière logicielle la dynamique des systèmes d'imagerie par rayons X. Le choix de la fusion au niveau pixel a permis de développer la méthode de modélisation gaussienne des histogrammes. Celle-ci est une méthode très rapide combinant des informations très simplistes (uniquement les niveaux de gris). On montre néanmoins que les résultats sont prometteurs et déjà satisfaisants pour notre application de segmentation des

régions par la fusion. Dans le cas où les exigences sont plus importantes, notamment en termes de détection d'objets connexes, on peut introduire de nouvelles caractéristiques des pixels, notamment en termes de position spatiales dans l'image, où bien on peut ajouter des contraintes de régularités de la solution basées par exemple sur des modélisations de type markovienne. L'avantage de cette méthode est que les paramètres supplémentaires sont tous pris en compte au même niveau dans le processus de fusion, sans ajouter d'étapes de pré ou post-traitement à la segmentation par fusion.

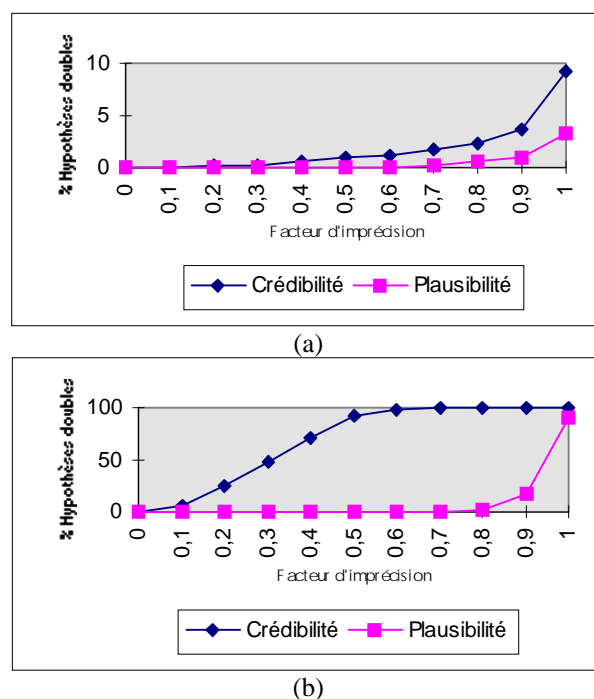


Figure 4: Evolution du nombre d'hypothèses doubles sur l'image fusionnée en fonction du choix du facteur d'imprécision pour: (a) les CAP correctes, et (b) les CAP erronées.

6 Références

- [1] Zhu Y.M., Babot D., Peix G. A quantitative comparison between linear x-ray sensitive array and image-intensifier systems, *NDT International*, Vol. 23, No. 4, 1990, p.214-220.
- [2] Jacquemod G., Odet C., Goutte R., Image resolution enhancement using subpixel camera displacement, *Signal Processing*, Vol. 26, 1992, p.139-146.
- [3] Shafer G., A mathematical theory of evidence, *Princeton University*. 1976.
- [4] Dempster A.P., A Generalization of Bayesian Inference, *Journal of the Royal Statistical Society*, Vol. 30, 1968, pp 205-247.
- [5] Bloch I., 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, July 1996, pp 905-919.
- [6] Smets P., Kennes R., The Transferable Belief Model, *Artificial Intelligence*, Vol. 66, 1994, pp 191-243.
- [7] Dromigny-Badin A., Zhu Y.M., Improving the Dynamic Range of Real-Time X-Ray Imaging via Bayesian Fusion, *Journal of Nondestructive Evaluation*, Vol. 16, No. 2, in press.