

Vers la fusion de données gammagraphiques et ultrasonores

Stéphane Gautier^{1,2}, Guy Le Besnerais^{*,1},
Ali Mohammad-Djafari¹ et Blandine Lavayssière²

1 : Laboratoire des Signaux et Systèmes (CNRS / ESE / UPS), Supélec, Plateau de Moulon, F 91192 Gif sur Yvette Cedex

2 : EDF, Direction des Études et Recherches, 6 quai Watier, F 78401 Chatou Cedex

* actuellement : ONERA, 29 avenue de la Division Leclerc, F 92320 Chatillon

RÉSUMÉ

Nous nous intéressons à la reconstruction 3D à partir de gammagraphies et d'échogrammes. Dans le cadre d'une approche bayésienne, nous étudions la reconstruction à partir de gammagraphies. Puis, nous proposons une méthode originale de déconvolution ultrasonore, qui fournit des résultats prometteurs. À partir de l'ensemble de ces travaux, nous développons une méthode séquentielle de fusion des données ultrasonores et gammagraphiques : les échogrammes sont utilisés pour détecter des frontières ; ces frontières sont ensuite incorporées dans le modèle *a priori* pour le traitement des gammagraphies.

ABSTRACT

We are interested in 3D reconstruction from both X-ray and ultrasonic images. We study firstly bayesian reconstruction from gammagraphs and then propose a new deconvolution method, whose results are promising. From these studies, we develop a sequential data fusion method for ultrasonic and X-ray images. Firstly, we use the ultrasonic traces to detect bounds in the object. We then incorporate these bounds in the prior model for the X-ray reconstruction.

Introduction

Nous nous intéressons au contrôle non destructif par gammagraphie et échographie, de pièces en acier austéno-ferritique qui peuvent présenter des fissures sous forme de poches d'air. Les conditions de contrôle qui nous sont imposées (*cf.* figure 1) sont telles que seule la face supérieure de l'objet inspecté est accessible et que, de surcroît, la source gammagraphique ne peut être déplacée que dans un cône d'angle au sommet réduit.

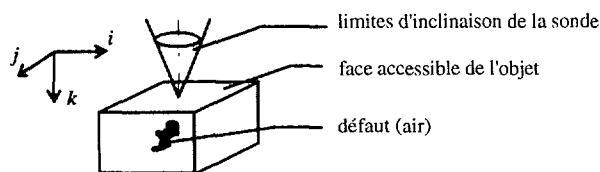


Figure 1 : configuration du contrôle

Dans ces conditions, les gammagraphies fournissent principalement des informations sur l'objet selon les directions latérales *i* et *j*. Pour obtenir des informations selon la direction verticale *k*, nous disposons d'échographies fournies par des capteurs ultrasonores disposés sur la surface supérieure de l'objet.

Nous présentons tout d'abord des méthodes

bayésiennes de reconstruction propres à chaque type de contrôle, puis nous esquissons une méthode de fusion qui permet de tirer profit des informations complémentaires fournies par les gammagraphies et les échographies.

Reconstruction 3D à partir de gammagraphies

Le modèle d'observation retenu pour les données gammagraphiques regroupées, après échantillonnage, dans le vecteur *y*, est donné par l'équation $y = Ax + b$, où *x* désigne la fonction d'atténuation échantillonnée de l'objet, *A* est la matrice d'observation et *b* représente les bruits de mesure et de modélisation. On suppose que le bruit *b* est indépendant de *x*, blanc et gaussien centré.

L'objet inspecté présente *a priori* des zones homogènes distinctes que sont l'air et le métal. Nous tenons compte de cette information à l'aide d'un modèle *a priori* markovien pour *x* ; la principale difficulté est alors de choisir un potentiel de Gibbs qui favorise l'homogénéité de chaque zone tout en autorisant des discontinuités franches dans l'objet. Il s'agit là d'un problème classique en imagerie, pour lequel de nombreux modèles ont été imaginés. Certains modélisent les discontinuités explicitement en introduisant des « processus de ligne » [JEN 91],



d'autres, implicitement, au travers de potentiels non convexes [NIK 94]. Ces classes de modèles ne nous ont pas paru adaptées à notre problème : d'une part, l'extrême pauvreté de nos données rend illusoire l'espoir de décider de la localisation précise des discontinuités éventuelles ; d'autre part, ces modèles conduisent à des algorithmes complexes et souvent fort coûteux, alors que, compte tenu des dimensions de notre problème 3D, nous souhaitons conserver un coût de calcul raisonnable. C'est pourquoi nous avons opté pour un champ à potentiel convexe du type de ceux proposés par Bouman et Sauer [BOU 93] ; ils permettent en effet l'apparition de discontinuités, tout en menant à des algorithmes simples.

Compte tenu du modèle d'observation retenu et des hypothèses sur le bruit, l'estimateur du maximum *a posteriori* se met sous la forme :

$$\hat{x}_{MAP} = \arg \min_x \left\{ \|y - Ax\|^2 + \lambda \sum_{\{s,t\} \in \Gamma} |x_s - x_t|^p \right\} \quad (p > 1),$$

où λ est un coefficient de régularisation, Γ désigne l'ensemble des cliques d'ordre deux associé à un système de voisinage au plus proche voisin. Une valeur de p proche de 1, confère au terme de régularisation un comportement proche d'une norme L1 sur les différences entre voxels voisins, ce qui autorise l'apparition d'événements rares tels que la présence d'une rupture. Comme $p > 1$, la recherche de la solution se confond avec la minimisation d'un critère convexe et dérivable, que nous mettons en œuvre par une méthode de descente de gradient. Notons que cette stratégie conduit à des remises à jour de tous les voxels de l'objet simultanément, à la différence de l'algorithme du type Gauss-Seidel qui est proposé dans [BOU 93]. En effet, nous ne pensons pas que pour notre problème une remise à jour voxel par voxel permette de converger plus rapidement vers la solution.

Nous présentons le résultat d'une reconstruction tridimensionnelle, obtenue à partir de sept gammagraphies prises en respectant les conditions indiquées en introduction. L'objet contrôlé est un bloc d'acier austéno-ferritique qui présente un défaut cylindrique électro-érodé (cf. figure 2). Nous donnons, sur la figure 3, une coupe transversale — c'est-à-dire dans un plan orthogonal à j — de la reconstruction. Compte tenu du nombre limité de projections, prises sous incidence réduite, ces résultats sont de bonne qualité : on distingue bien le défaut dans la partie

centrale du volume reconstruit. Cependant, comme on pouvait s'y attendre, le défaut reconstruit souffre du manque d'informations des données selon la direction verticale : le défaut est allongé selon la direction k , alors qu'il devrait être rond.

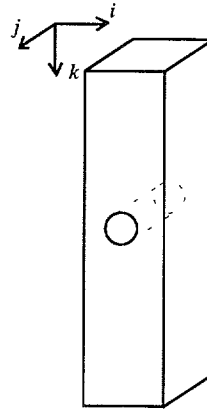


Figure 2 : bloc inspecté

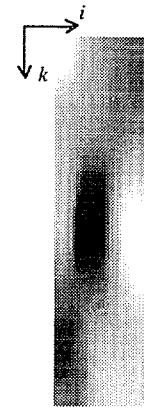


Figure 3 : coupe transversale de la reconstruction du bloc présenté sur la figure 2 ($\lambda = 10$, $p = 1,3$)

Traitement des traces ultrasonores

En ce qui concerne le traitement des données ultrasonores, on considère que, pour chaque position de capteur, la trace échantillonnée z est le résultat de la convolution, monodimensionnelle et discrète, entre l'ondelette h , émise par le capteur, et une séquence de réflectivités r , située sous la position de capteur considérée, auquel s'ajoute un bruit n (cf. figure 4). Ce dernier est supposé indépendant de r , blanc et gaussien. Par la suite, chaque trace est traitée séparément.

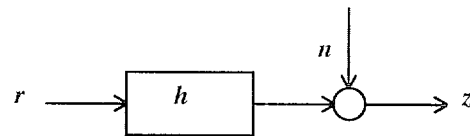


Figure 4 : modèle d'observation pour une trace

Étant donné les conditions expérimentales, il s'agit là d'un problème de déconvolution myope, puisque nous ne connaissons ni l'ondelette, ni la séquence de réflectivités. En l'absence d'un traitement robuste pour l'identification de l'ondelette (en module et en phase), nous nous contentons d'estimer une ondelette à phase minimale par prédiction linéaire de la trace. Le problème de la détermination de la phase constitue un sujet à lui seul, qui a déjà fait l'objet de travaux et qui mériterait une étude séparée.

Pour ce qui est du choix de la modélisation *a priori* de la séquence de réflectivités, la situation présente des analogies avec celle rencontrée pour la gammagraphie. Le caractère impulsionnel des réflectivités peut être pris en compte par des méthodes «réellement» impulsionnelles, qui comprennent une phase de détection des grands réflecteurs : ce sont par exemple les méthodes fondées sur une modélisation Bernoulli-Gaussienne [MEN 83]. Dans notre problème, pour lequel le modèle convolutionnel est relativement grossier et l'ondelette est mal connue, nous avons trouvé ces techniques trop peu robustes. C'est pourquoi nous nous sommes tournés vers des modèles plus frustes en modélisant une séquence comme un processus blanc à densité marginale gaussienne généralisée d'ordre γ . Dans ce cadre, l'estimation du maximum *a posteriori* entraîne la minimisation d'un critère du type :

$$J(\mathbf{r}) = \|\mathbf{z} - \mathbf{H}\mathbf{r}\|^2 + \mu \sum_k |r_k|^\gamma \quad (\gamma > 1),$$

où \mathbf{H} représente la matrice de convolution formée à partir de \mathbf{h} et μ est un coefficient de régularisation. Lorsque γ est proche de 1, cette modélisation *a priori* permet de traiter le caractère impulsionnel des réflectivités puisque l'on s'approche d'une régularisation par norme L1. Cependant, pour tout $\gamma > 1$, le critère est convexe et dérivable ; sa minimisation peut alors se faire par une méthode de descente de gradient standard, ce qui est beaucoup plus simple que l'optimisation d'un critère L1.

La figure 5 est un échogramme obtenu lors du contrôle du bloc de la figure 2, pour une position de capteur ultrasonore située au-dessus du défaut cylindrique. Comme le bloc est en acier austéno-ferritique, le signal à traiter est particulièrement bruité. En regard, nous présentons sur la figure 6 le résultat de déconvolution de cette trace obtenu sans régularisation ; comme il était prévisible, pour ce problème mal-posé, la régularisation est absolument nécessaire. Sur la figure 7, on donne le résultat de déconvolution obtenu par notre méthode pour un ordre de modèle égal à 1,1. On voit alors nettement apparaître trois échos qui correspondent successivement au défaut, à la réflexion dans le capteur de l'écho dû au défaut, puis au fond. Si ce résultat nous semble de bonne qualité, nous remarquons cependant la présence de doubles pics : ils sont sans doute imputables à une mauvaise estimation de la phase de l'ondelette et à

l'imperfection du modèle de convolution.

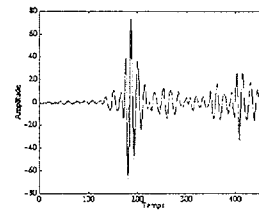


Figure 5 : trace brute

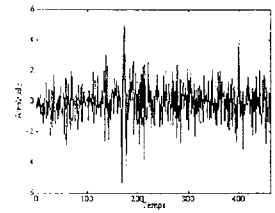


Figure 6 : trace déconvoluée sans régularisation ($\mu = 0$)

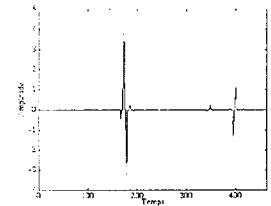


Figure 7 : trace déconvoluée ($\mu = 1000, \gamma = 1,1$)

Fusion de données

L'idéal serait d'estimer conjointement l'atténuation et les réflectivités à partir des deux jeux de données. Pour des raisons de complexité de mise en œuvre, nous envisageons, dans un premier temps, un traitement séquentiel, dans lequel on exploite d'abord les données ultrasonores, puis les gammagraphies.

Tout d'abord, nous tirons profit des données ultrasonores pour situer les frontières horizontales dans l'objet que nous regroupons dans un vecteur binaire \mathbf{q} ; l'élément $q_{s,t}$ est mis à 1 s'il existe une frontière horizontale entre les sites s et t . Le résultat de la figure 7 permet de supposer que le traitement des données ultrasonores proposé précédemment pourra conduire à des frontières bien localisées.

Puis, pour introduire la connaissance de ces frontières dans notre modélisation *a priori* de l'atténuation, nous modifions le champ de Markov proposé précédemment : on supprime les termes d'interaction pour les couples de voxels séparés par une frontière horizontale ; ceci revient à supposer que la présence d'une réflectivité correspond à une rupture dans la fonction d'atténuation. Si on note \mathbf{H} et \mathbf{V} l'ensemble des cliques d'ordre deux horizontales et verticales dans l'objet, le potentiel associé à la densité *a priori* pour l'atténuation \mathbf{x} se met sous la forme :



$$U(\mathbf{x}) = \sum_{\{s,t\} \in H} |x_s - x_t|^p + \sum_{\{s,t\} \in V} |x_s - x_t|^p (1 - q_{s,t}),$$

où p désigne l'ordre du modèle ($p > 1$). Comme précédemment, la recherche du maximum *a posteriori* implique la minimisation d'un critère convexe et dérivable, qui est menée à l'aide d'un algorithme de descente de gradient. Ce type d'approche a déjà été proposé en imagerie bio-médicale [CHE 91], mais uniquement dans le cas d'un *a priori* gaussien. Pour notre part, nous préférons faire tendre p vers 1, ce qui autorise l'apparition de contours nets dans la reconstruction.

Pour cette partie, nous avons réalisé des simulations en deux dimensions qui tiennent compte des conditions de contrôle imposées. Nous nous plaçons dans la configuration d'expérience schématisée sur la figure 8 : une sonde à géométrie parallèle, placée au dessus de l'objet fournit des projections à -45, 0 et 45 degrés. À partir de l'objet connu et représenté au centre de la figure 8, nous calculons les projections à -45, 0 et 45 degrés qu'une sonde parfaite pourrait créer. Chaque projection est alors bruitée avec un rapport signal à bruit de 10 dB. Nous donnons sur la figure 9 la reconstruction obtenue en tenant compte des frontières horizontales supérieures du défaut, hypothétiquement issues du traitement préalable des données ultrasonores. À titre de comparaison, nous présentons sur la figure 10, le résultat obtenu lorsqu'on n'introduit pas de frontières dans le modèle *a priori*. Ainsi, lorsque les frontières sont bien détectées, la fusion de données permet d'améliorer notablement la qualité des résultats. Par ailleurs, nous avons pu constater que notre méthode est relativement robuste à l'introduction de frontières partiellement erronées.

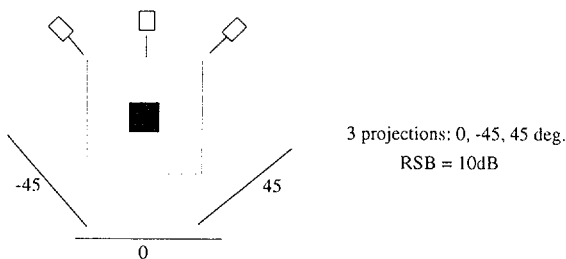


Figure 8 : Configuration de l'expérience pour les simulations ; au centre, l'objet de référence

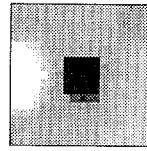


Figure 9 : Image reconstruite en utilisant les frontières horizontales supérieures exactes ($p = 1,2$)

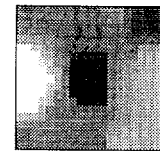


Figure 10 : Image reconstruite sans information sur les frontières ($p = 1,2$)

Conclusion et perspectives

Après avoir étudié le problème de la reconstruction à partir de gammagraphies, nous avons proposé une méthode originale de déconvolution pour des traces ultrasonores. Les traitements ainsi envisagés sont peu coûteux et fournissent de bons résultats pour des applications industrielles.

La méthode de fusion développée devra être testée sur des données réelles. Une fois validée, elle constituera un élément de comparaison utile pour la mise au point de techniques plus sophistiquées qui traitent simultanément les deux jeux de données complémentaires.

Bibliographie

- [BOU 93] C. Bouman, K. Sauer. A generalized image model for edge-preserving MAP estimation. *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 2 : 296-310, 1993.
- [CHE 91] Chin-Tu Chen, Xiaolong Ouyang, Wing H. Wong, Xiaoping Hu, V. E. Johnson. Sensor fusion in image reconstruction. *IEEE Trans. Nuclear Science*, vol. 38 : 687-692, 1991.
- [JEN 91] Fure-Ching Jeng, John W. Woods. Compound Gauss-Markov Fields for Image Estimation. *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 39 : 683-697, 1991.
- [MEN 83] J. M. Mendel. *Optimal seismic deconvolution*. Academic Press, New York, 1983.
- [NIK 94] M. Nikolova. *Inversion markovienne de problèmes linéaires mal-posés. Application à l'imagerie tomographique*. Thèse de Doctorat. Université de Paris-Sud, Centre d'Orsay, 1994.