

Approche Bayes-Markov et restauration d'images scintigraphiques

Mai Khuong NGUYEN¹ et Hervé GUILLEMIN²

¹ETIS (CNRS URA 2235- ENSEA- Université de Cergy-Pontoise),
Ecole Nationale Supérieure de l'Electronique et ses Applications, 6 Av. du Ponceau, 95014 Cergy-Pontoise, France

²Laboratoire de Biophysique, Faculté de médecine de Besançon, 2 Place St Jacques, 25000 Besançon, France

nguyen@ensea.fr

Résumé – Les images scintigraphiques sont utilisées dans nombreux domaines tels que la médecine nucléaire, le contrôle non destructif. Cependant, elles sont de qualité très médiocre à cause de plusieurs sources de dégradation. Nous proposons une restauration basée sur l'approche Bayes-Markov. La détection de discontinuités et la restauration des zones homogènes sont réalisées efficacement par un modèle markovien avec processus de ligne implicite. La qualité des images restaurées est mise en évidence par les mesures du contraste autour des transitions et d'uniformité dans les régions homogènes en comparaison avec deux autres méthodes existantes.

Abstract – Scintigraphic imagery is widely used in nuclear medicine and in industrial testing. However, the image quality is very poor due to several degradations. We propose a restoration based on the Bayes-Markov approach. The discontinuity recovery and the homogenous zones restoration are improved thanks to the Markov random field model (MRF) with implicit line process. The performance of this approach are shown through the quality measures in terms of contrast around the edges and uniformity in the images, in comparison to two other existing methods.

1. Introduction

L'imagerie scintigraphique suscite un grand intérêt dans nombreux domaines : imagerie fonctionnelle en médecine nucléaire, détection de défauts ou de sources radioactives en contrôle non-destructif. Elle permet de mettre en évidence des phénomènes difficilement observables directement, et constitue en ce sens une source d'informations irremplaçable.

Nous nous sommes intéressé à l'imagerie scintigraphique en médecine nucléaire. L'objectif est de reconstruire la projection sur un plan de la répartition volumique du traceur radio-isotopique au sein d'un organe à partir de la détection du rayonnement gamma produit par ce marqueur radioactif. Des zones à niveau de gris plus ou moins élevé par rapport au reste de l'image donnent accès à des informations fonctionnelles sur l'organe étudié.

Cependant, les images scintigraphiques sont de qualité très médiocre. Les causes de dégradation sont nombreuses : bruit Poissonien du processus d'émission photonique, diffusion des photons gamma dans les différents milieux traversés, atténuation du faisceau de photons gamma dans les tissus biologique, non uniformité de la réponse impulsioneille de la caméra gamma et mauvaise résolution tant spatiale qu'énergétique du détecteur gamma. Ces phénomènes se traduisent globalement par un flou spatial non stationnaire dans l'image. L'ensemble de ces défauts empêche de détecter correctement les éventuelles zones hétérogènes de petites tailles [1], [2], [3] Dans ces conditions, la restauration des images scintigraphiques s'inscrit dans la classe des problèmes inverses mal-posés, au sens de Hadamard [4], [5].

La résolution d'un tel problème passe par l'introduction des contraintes *a priori* (régularisation) sur l'image recherchée.

Le but de notre travail est d'améliorer la qualité des images scintigraphiques en vue d'augmenter le seuil de détectabilité des régions malades. La capacité de détection des parties atteintes les plus petites possibles dans les organes est très important en médecine nucléaire (par exemple, détection des nodules chauds ou froids cachés dans la thyroïde). Il est indispensable non seulement de restaurer l'objet original (organe) régulier dans l'ensemble, mais aussi de détecter les faibles discontinuités (parties susceptibles d'être atteintes dans un organe).

La méthode traditionnelle de régularisation par un *a priori* de type quadratique (gaussien par exemple) n'est pas adaptée à la restauration des discontinuités.

Nous proposons une nouvelle méthode de restauration des images scintigraphiques basée sur l'approche Bayes-Markov. Cette approche duale fournit un cadre théorique unifiant et puissant pour régulariser un problème mal-posé : une estimation bayésienne au sens du Maximum *A Posteriori* (MAP) permet de combiner des informations de différentes natures sur la solution, et l'intérêt essentiel des modèles markoviens (MM) réside dans la prise en compte des interactions locales au niveau de pixel (énergie locale). L'énergie globale est définie comme une somme d'énergies locales. Bien que le modèle ainsi défini soit un modèle global, il n'en demeure pas moins à caractère local. Les champs markoviens autorisent en outre l'introduction d'un processus

non observé (processus de ligne \mathbf{l}) pour modéliser les discontinuités du processus \mathbf{x} à estimer [6].

Lorsqu'un processus de ligne est explicite, des variables auxiliaires sont introduites pour localiser et préserver les discontinuités. Les variables de ligne peuvent être binaires ou à valeurs continues. Dans le premier cas et pour un modèle markovien d'ordre un, le processus de ligne est défini en chaque site par une variable booléenne qui prend la valeur 1 (ou 0) si une discontinuité existe (ou non). L'énergie *a priori* portant sur (\mathbf{x} et \mathbf{l}) est conjointe. La restauration d'image nécessite de résoudre un problème de double estimation : estimation du champ \mathbf{x} et celle du processus de ligne \mathbf{l} . Une telle estimation conduit souvent à un problème de calcul prohibitif et limite ses applications en routine clinique.

Nous proposons un MM avec un processus de ligne implicite et continu (MM-PLIC) inspiré de [7]. Dans ce cas, la fonction d'interactions locales entre les pixels est construite de façon à préserver implicitement les discontinuités sans introduire des variables auxiliaires visant à les localiser.

Les avantages du modèle MM-PLIC sont nombreux :

- La détection de faibles transitions ainsi que la restauration des zones homogènes sont réalisées correctement sans introduire des variables supplémentaires, mais plutôt en choisissant judicieusement la fonction d'interactions non convexe associée au champ markovien,.

- A l'étape d'optimisation, un algorithme basé sur le principe de Non Convexité Graduelle (GNC: Graduated Non Convexity) peut être appliqué au processus de ligne implicite, ce qui n'est pas le cas pour un processus de ligne explicite [8], [9]. Malgré sa solution sous-optimale, le GNC présente plusieurs atouts: c'est un algorithme de relaxation déterministe, rapide, indépendant du système de voisinage, peu sensible au schéma de relaxation, aux paramètres de régularisation et au point initial, et dont la solution est stable.

- Nous préférons un processus de ligne continu (les variables de ligne ont les valeurs continues dans un intervalle) à un processus de ligne booléen car le dernier peut entraîner des problèmes de non-continuité de la solution par rapport aux données, donc conduire à des solutions instables.

Nous avons appliqué la méthode au cas des images scintigraphiques de thyroïdes. Les données réelles sont acquises sur une caméra gamma à partir d'un fantôme.

Les résultats sont comparés aux images restaurées par la méthode du Maximum de Vraisemblance (MV) proposée dans [10] et celle du MAP avec régularisation gaussienne (MAP-Gauss) proposée dans [11]. L'amélioration apportée par cette nouvelle approche est mise en évidence par différentes mesures de qualité : contraste autour des discontinuités et uniformité (variance) dans les régions homogènes des images originale et restaurée.

Les méthodes et algorithmes proposés fournissent de bons résultats après un temps de calcul très raisonnable (réduction du temps par un facteur dix par rapport aux algorithmes de relaxation stochastique de recuit simulé).

2. Méthode et algorithme

Le processus de formation des images est régi par un modèle linéaire avec bruit blanc Poissonien. Nous notons respectivement \mathbf{x} et \mathbf{y} , les vecteurs des images recherchée et observée. Le nombre Y_i de photons détectés au site pixel i dans l'image observée suit une loi de Poisson de paramètre $E[Y_i] = m_i$, où m_i représente le nombre moyen de photons détectés au pixel i par la caméra gamma :

$$E[Y_i] = m_i = \sum_{j=0}^{\infty} C_{ij} \cdot x_j = (\mathbf{C} \cdot \mathbf{x})_i \quad (1)$$

Chaque composante C_{ij} de la matrice \mathbf{C} peut être considéré comme la probabilité qu'un photon émis à la position réelle j dans l'image recherchée soit détecté au pixel i par la caméra gamma.

Du fait du mauvais conditionnement de cette matrice, la restauration des images scintigraphiques est typiquement un problème inverse mal-posé [4]. Nous proposons de résoudre ce problème dans un cadre Bayésien. L'image restaurée est celle qui maximise la probabilité *a posteriori* suivant la règle de Bayes [12]:

$$p(\mathbf{X}=\mathbf{x}|\mathbf{Y}=\mathbf{y}) = p(\mathbf{Y}=\mathbf{y}|\mathbf{X}=\mathbf{x}) \cdot p(\mathbf{X}=\mathbf{x}) / p(\mathbf{Y}=\mathbf{y}) \quad (2)$$

Le premier terme, $p(\mathbf{Y}=\mathbf{y}|\mathbf{X}=\mathbf{x})$, assure la fidélité de la solution aux données observées. Il dépend uniquement du modèle de formation des images :

$$p(\mathbf{Y} = \mathbf{y} | \mathbf{X} = \mathbf{x}) = \prod_{i=0}^{N-1} \frac{(\mathbf{C} \cdot \mathbf{x})_i^{y_i}}{y_i!} \cdot \exp(-(\mathbf{C} \cdot \mathbf{x})_i) \quad (3)$$

Le second, $p(\mathbf{X}=\mathbf{x})$, reflète les caractéristiques (contraintes *a priori*) de l'objet recherché.

Dans notre travail, le champ \mathbf{X} étant modélisé par un champ de Markov, la densité de probabilité $p(\mathbf{X}=\mathbf{x})$ prend la forme particulière suivante :

$$p(\mathbf{X}=\mathbf{x}) = 1/Z \cdot \exp[-U(\mathbf{x})] \text{ with } U(\mathbf{x}) = \sum_{c \in \zeta} \alpha V_c(\mathbf{x}) \quad (4)$$

où Z est une constante de normalisation, V_c est la fonction de potentiel d'interactions locales associée au champ de Markov, ζ est l'ensemble de toutes les cliques associé au système de voisinage choisi.

En vue de modéliser à la fois les discontinuités et les régions homogènes, nous avons construit V_c à partir de la fonction d'interactions inspirée dans [7], [8], [9]:

$$V_c(u) = \frac{u}{u^2 + 3 \cdot \delta^2} \quad (5)$$

où u symbolise les approximations numériques des gradients horizontaux et verticaux en chaque pixel (dans le cas d'un voisinage d'ordre un), δ est un paramètre liée aux seuils de transitions entre les différentes régions de l'image. (5) est une fonction d'interactions locales particulière. Elle est concave dans $(0, \infty)$ et a le comportement asymptotique fini : $\lim_{u \rightarrow \infty} V_c(u) < \infty$. Une telle fonction définit implicitement un processus de ligne continu qui permet de détecter efficacement des discontinuités sans introduire les variables de ligne [7].

Le maximum de la probabilité *a posteriori* s'obtient alors en minimisant une somme pondérée entre les deux termes suivants :

$$F(\mathbf{x}) = \sum_{i=0}^{\infty} (-y_i \cdot \ln((\mathbf{C} \cdot \mathbf{x})_i) + (\mathbf{C} \cdot \mathbf{x})_i) + \alpha \cdot \sum_{c \in \zeta} V_c(\mathbf{x}) \quad (6)$$

où α joue le rôle du paramètre de régularisation.

La solution est celle qui minimise (6) :

$$\mathbf{x}_{\text{map}} = \text{Argmin } F(\mathbf{x}).$$

L'image restaurée est le minimum global de la fonction (6). Malheureusement cette fonction est non convexe par rapport à \mathbf{x} car son Hessien est une matrice non définie positive. La résolution du MAP devient donc un problème variationnel qui consiste à la minimisation d'une fonction non convexe.

Les méthodes de relaxation stochastique convergent théoriquement vers le minimum global [13], [14]. Leur principal inconvénient est dû à des temps de calculs beaucoup trop longs.

Nous avons développé un algorithme de relaxation déterministe basé sur le GNC présenté pour la première fois dans [8] en segmentation d'images, puis généralisé au cas des problèmes inverses dans [9]. Le principe du GNC consiste à approximer une fonction non convexe $F(\mathbf{x})$ par une suite de fonctions $F_r(\mathbf{x})$ continûment dérivables, convergent vers F lorsque r tend vers l'infini, et telle que F_0 soit convexe.

Contrairement à la méthode de recuit simulé, l'algorithme GNC n'assure pas de converger vers le minimum global de l'expression. Cependant, pour des temps de calculs beaucoup plus courts, il offre une solution qui en reste proche. De plus, cette solution demeure peu sensible au choix du schéma de relaxation et du paramètre de régularisation. Dans toutes nos expériences, une solution convenable est atteinte après des temps de calculs beaucoup plus courts (un facteur de 10 a pu être observé par rapport au recuit simulé). Il est donc conseillé d'appliquer l'algorithme GNC en routine clinique.

Il est noté que le GNC n'est applicable qu'à un processus de ligne implicite. Ce qui justifie à nouveau notre choix du modèle markovien avec ce processus de ligne.

3. Résultats

La méthode proposée a été appliquée à des données simulées et réelles acquises par une caméra gamma.

Dans la première expérience, l'image originale comporte deux nodules froids de diamètre 20mm situés à 6mm l'un de l'autre et placés dans un cylindre radioactif. La Largeur à Mi Hauteur (LMH) de la réponse impulsionsnelle est d'environ 23mm. L'image observée (données) a été simulée par la méthode de Monte-Carlo. Sur la figure 1 sont présentées les images originale, observée et restaurées par les différentes méthodes : MV, MAP avec *a priori* gaussien (MAP-Gauss) et méthode proposée du MAP avec processus de ligne implicite et continu (MAP-PLIC).

La qualité des images restaurées par ces méthodes a été évaluée par les mesures du contraste au niveau des nodules et la variance (uniformité) dans les régions homogènes. Ces mesures de qualité sont présentées dans le tableau 1.

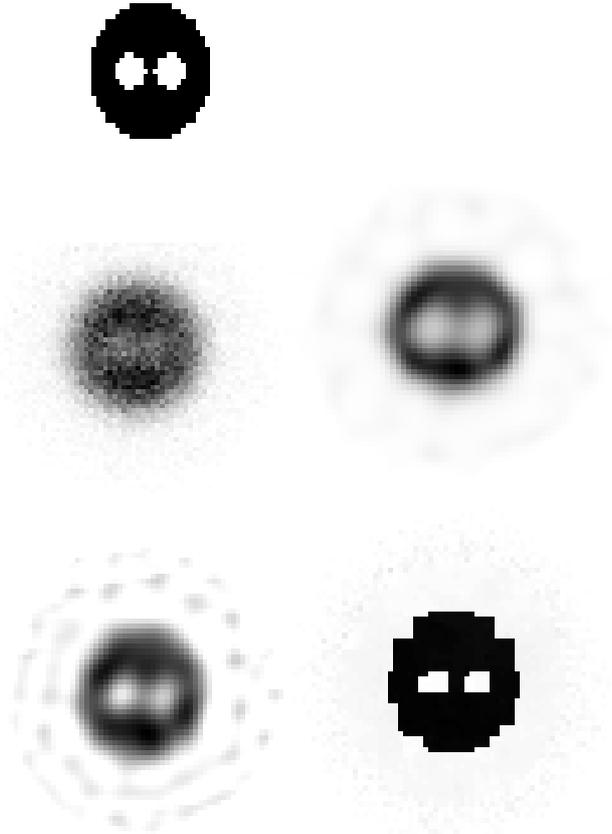


FIG. 1 : données simulées comportant 2 nodules distants de 6mm et images restaurées.

De haut en bas et de gauche à droite :

- Image originale
- Image observée (données simulées par méthode de Monte-Carlo).
- Restauration par MV et algorithme EM.
- Restauration par (MAP-Gauss).
- Restauration par MAP et (MM-PLIC) avec le GNC.

TAB. 1 : mesures de performance pour chaque méthode.

	Modèle de 2 nodules	
	Contraste	Uniformité
Image originale	1	0
Image observée	0.02	120.74
MV	0.18	123.25
MAP-Gauss	0.41	86.21
MAP-PLIC	0.71	29.13

La TAB. 1 montre que l'image restaurée par (MAP-PLIC) a les mesures de qualité (en terme de contraste au tour de discontinuités et d'uniforme dans les régions homogènes) les plus proches de celles de l'image originale. Les performances de la méthode proposée vont dans le sens de l'objectif que

nous nous sommes fixé, à savoir l'amélioration de la détectabilité de nodules. Au contraire, la méthode du MAP avec régularisation gaussienne fournit une image très lisse, donc très homogène mais très peu contrastée et la méthode du MV sans régularisation donne une image de mauvaise qualité.

La deuxième expérience concerne la restauration de l'image d'un fantôme conique comportant deux nodules cylindriques de 10mm de diamètre situés à 5mm l'un de l'autre. L'acquisition de l'image observée a été réalisée par une caméra gamma. La LMH de la réponse impulsionnelle vaut cette fois environ 9mm.

Les images restaurées par les trois méthodes (MV, MAP-Gauss et MAP-PLIC) sont présentées sur la figure 2.

En effectuant une série de tests pour différentes tailles des nodules et différentes distances entre nodules, nous montrons que les images réelles présentées ici correspondent à la taille et à la distance limites de détectabilité pour la réponse impulsionnelle utilisée [1].

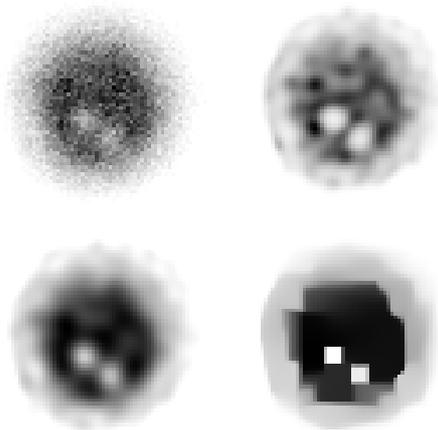


FIG. 2 : données réelles acquises à partir du fantôme conique comportant 2 nodules distants de 5mm et images restaurées.

De haut en bas et de gauche à droite :

- Image observée (données acquises par la caméra gamma).
- Restauration par MV et algorithme EM.
- Restauration par (MAP-Gauss).
- Restauration par MAP et (MM-PLIC) avec le GNC.

4. Perspectives

Les méthode et algorithme proposés donnent des résultats encourageants tant en terme qualitatif qu'en temps de calculs. Cependant, nous notons que la restauration pourrait encore être améliorée si l'information concernant la diffusion des photons gamma était intégrée au traitement (dans le modèle de formation d'images et l' *a priori*). Nos futures travaux vont dans ce sens [15].

Références

- [1] H. Guillemin, « Amélioration de la résolution spatiale des images scintigraphiques de médecine nucléaire. Application à la glande thyroïde ,» Thèse de Sciences, Université de Cergy-Pontoise, 1997.
- [2] T. A Iinuma and T Nagai, « Image restoration in radioisotope imaging systems, » Phys med biol, vol. 12, no. 4, pp. 501-509, 1967.
- [3] I. Buvat, H. Benali, A. Todd-Pokropeck and R. Di Paola, "Scatter correction in scintigraphy : the state of the art," European Journal of Nuclear Medicine, vol. 21, no. 7, pp. 675-694, 1994.
- [4] G. Demoment, « Reconstruction and restoration: overview of common estimation structures and problems, » IEEE Trans. Acoust., Speech and Signal Processing, vol. 37, pp. 2024-2035, December 1989.
- [5] A. N. Tikhonov et V. Y. Arsenin, "Méthodes de résolution des problèmes mal posés ," Edition MIR, Moscou 1976.
- [6] S. Geman and D. Geman, « Stochastic relaxation, Gibbs distributions, and the Bayesian restoration of images,» IEEE Trans Pat Anal Mach Int, vol. PAMI-6, no. 6, March 1984.
- [7] D. Geman and G. Reynolds, « Constrained restoration and the recovery of discontinuities,» IEEE Trans Pat Anal Mach Int, vol. 14, no. 3, March 1992.
- [8] A. Blake and A. Zisserman, «Visual reconstruction,» MIT Press, Cambridge MA, 1987.
- [9] M. Nikolova, J. Idier and A. Mohammad-Djafari, "Inversion of large-support ill-posed linear operators using a piecewise Gaussian MRF, " IEEE IP, vol. 7, pp. 571-585, Apr. 1998.
- [10] L. A. Shepp and Y. Vardi, "Maximum likelihood reconstruction for emission tomography", IEEE Trans. Med. Im., vol. MI-1, no. 2, October 1982.
- [11] E. Levitan and G. T. Herman, "A maximum a posteriori probability expectation maximization algorithm for image reconstruction in emission tomography," IEEE Trans. Med. Im., vol. MI-6, no. , September 1987.
- [12] M. K. Nguyen and A. Mohammad-Djafari, « Bayesian approach with the Maximum Entropy principle in image reconstruction from micro wave scattered field data, » IEEE Trans. Med. Im., vol. 3, no. 2, June 1994.
- [13] J. K. Óruanaidh and W. J. Fitzgerald, « Numerical Bayesian methods applied to signal processing,» Springer Verlag, 1996.
- [14] G. Winkler, « Image analysis, random fields and dynamic Monte Carlo methods, » Springer Verlag, 1995.
- [15] C. Faye, M. K. Nguyen, L. Eglin and P. Duvaut, "A joint energy-spatial model for formation of a gamma image sequence indexed in energy," SPIE Medical Imaging, February 1999.