

Application de la méthode du Maximum d'Entropie sur la Moyenne à la reconstruction de foyers d'hyperfixation en Tomographie d'Émission de Positons

Application of the Maximum Entropy on the Mean Method to the hyperfixation point sources reconstruction in Positon Emission Tomography

par Cécile AMBLARD^{1&4}, Habib BENALI², Irène BUVAT², Claude COMTAT³, Pierre GRANGEAT¹.

¹ LETI (CEA-DTA), DSYS, CEA-G, 17 rue des Martyrs, 38054 Grenoble, Cedex 9, France

² INSERM U494, C.H.U Pitié-Salpêtrière, 91 Bd de l'Hôpital, 75634 Paris, France

³ SHFJ, DRM, DSV-CEA, 4 pl Général Leclerc, 91401 Orsay, Cedex, France

⁴ CRM, Université de Montreal, C.P. 6128, succursale Centre-Ville, Montréal (Québec) H3C 3J7, Canada

résumé et mots clés

Ce travail concerne les techniques de reconstruction d'images tridimensionnelles pour la détection de petits foyers tumoraux et de métastases, à partir de données acquises en Tomographie d'Emission de Positons (TEP). En TEP, la présence d'un foyer tumoral se traduit par une hyperfixation du traceur injecté, localisée au niveau de la tumeur. Ceci nous conduit à modéliser la distribution volumique du radiotracer à l'aide d'un mélange de lois, qui traduit le fait que chaque point de l'objet a une activité soit normale, soit surélevée. Nous proposons de résoudre ce problème par une méthode de Maximum d'Entropie sur la Moyenne. Cette approche permet d'introduire de l'information *a priori* sous forme d'un mélange de lois et conduit à une solution unique, au moyen d'un algorithme d'optimisation simple à mettre en œuvre, quelque soit la loi *a priori* utilisée. Les résultats obtenus avec l'approche proposée sont comparés à ceux fournis par deux méthodes de référence en milieu hospitalier. Sur données simulées, les résultats obtenus avec MEM sont significativement meilleurs que ceux obtenus par les autres méthodes, au sens d'un critère d'évaluation développé afin de quantifier la qualité des images en terme de détectabilité d'hyperfixations. La faisabilité clinique de la méthode est également illustrée.

Problème inverse mal posé, maximum d'entropie sur la moyenne, tomographie d'émission de positons.

abstract and key words

This work deals with the reconstruction of Positron Emission Tomographic (PET) three-dimensional (3D) images for the detection of small tumors and metastases in oncology. In PET, tumors appear as areas of hyperfixation of the injected tracer compared to regions with normal uptake. We model the 3D distribution of activity by a mixture of laws, which describes the fact that each point in the 3D volume contains either a normal or a high activity concentration. We solve this model using a Maximum Entropy on the Mean (MEM) approach. MEM allows us to introduce prior information using mixtures of laws appropriate to our problem. In addition, it yields a unique solution using an optimization algorithm for which the complexity is independent of the prior law. Results obtained with our approach are compared with those obtained using two methods that are conventionally used for 3D PET reconstruction. Using simulated data, results obtained with the MEM approach are significantly better than those obtained using the two other methods, when considering an evaluation criterion which characterizes the quality of reconstructed images in terms of lesion detectability. The feasibility of the method is also illustrated on clinical data.

Inverse problem, maximum entropy on the Mean, positron emission tomography.

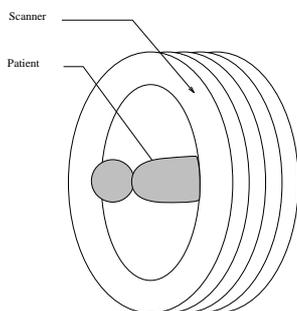
1. introduction

Cet article propose une méthode de reconstruction tomographique adaptée à la reconstruction d'images dans lesquelles on cherche à détecter de petits foyers tumoraux, dont la taille est de l'ordre du centimètre, lors d'un examen oncologique réalisé en Tomographie d'Emission de Positons (TEP). La Tomographie d'Emission de Positons est une technique d'imagerie médicale permettant d'obtenir des images fonctionnelles. Elle repose sur l'injection d'un traceur radioactif émetteur de positons. L'émission de positons suit une loi de Poisson de moyenne proportionnelle à la concentration du radiotracer. Les positons interagissent dans l'organisme avec un électron tout près de leur lieu d'émission et l'annihilation positon-électron entraîne l'émission de 2 photons gamma à 180 degrés (*cf* figure 1.(b)). Ces paires de photons sont détectées par un circuit de coïnci-

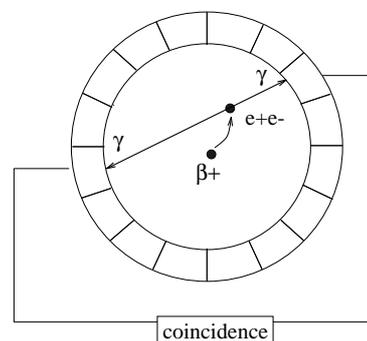
dence sur les détecteurs de la caméra placés en couronnes (*cf* figure 1.(a)). La détection d'une paire de photons en coïncidence permet d'identifier la droite reliant les deux détecteurs, appelée ligne de réponse, sur laquelle a eu lieu l'émission du positon (*cf* figure 1. (b)).

Par reconstruction tomographique, une cartographie 3D des lieux d'émission de positons peut être estimée à partir de la connaissance du nombre de coïncidences détectées pour chaque ligne de réponse. Cette cartographie constitue l'image fonctionnelle de la distribution du radiotracer.

La surconsommation de glucose par un foyer tumoral se traduit par une hyperfixation du radiotracer, le fluorodeoxyglucose (FDG) – marqué au Fluor 18, émetteur de positons – au niveau du foyer. La figure 2 représente une image TEP corps entier fonctionnelle, après injection de FDG marqué au Fluor 18. Le cerveau et le cœur apparaissent comme des organes naturellement hyperfixants. Nous avons entouré les points d'hyperfixation correspondant à des foyers tumoraux.



(a) - Schéma du système d'acquisition



(b) - Détection en coïncidence de deux photons

Figure 1. – Modèle physique des acquisitions TEP.

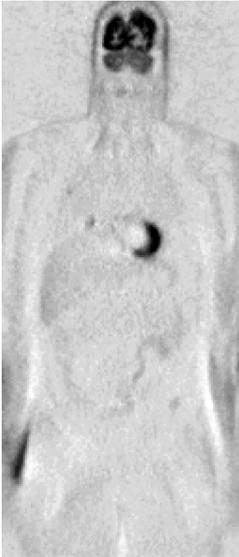


Figure 2. – Image TEP

Le problème consiste à reconstruire la distribution volumique du radiotracteur à partir des mesures acquises en TEP, y . Il s'agit d'un problème inverse du type $Af = y$, où A modélise le système d'acquisition et f est la distribution volumique du traceur. Ce problème inverse est mal posé. D'une part, la distribution f ne dépend pas continûment des données y ; d'autre part, les données sont bruitées, notamment du fait de la faible dose radioactive injectée au patient. De plus, la sensibilité de détection est intrinsèquement limitée par la résolution spatiale des détecteurs, qui réduit le contraste apparent des « petites » structures dont la taille est deux à trois fois inférieure à la résolution spatiale de l'image. Ceci rend particulièrement délicate la détection de petites structures hyperfixantes dont le contraste par rapport aux tissus sains est faible (typiquement de l'ordre de 2,5).

La régularisation du problème inverse peut aider à estimer correctement la distribution volumique du traceur. En particulier, les méthodes statistiques de régularisation permettent de prendre en compte le modèle statistique de formation d'image et d'introduire de la connaissance *a priori* sur la solution. Ceci permet d'une part de guider la solution vers un objet ayant du sens là où les mesures sont insuffisantes, d'autre part de relativiser la dépendance de l'objet aux mesures si celles-ci sont peu fiables. Nous cherchons une méthode maximisant la probabilité de détection de petits foyers d'hyperfixation sur un fond plus ou moins homogène. L'information *a priori* sur l'objet à reconstruire peut être modélisée sous la forme d'un mélange de lois de probabilité, où chacune des lois décrit une classe « fond » ou « hyperfixation ». Les méthodes analytiques telles que la méthode de rétroprojection filtrée [Kinahan *et al.* (1989)] ne sont pas les mieux adaptées au problème, à cause de la difficulté à restaurer les petites structures, du fait du lissage inhérent à la méthode. La prise en compte d'informations *a priori* sous forme de mélange de lois dans le cadre des méthodes bayésiennes n'est pas aisée : en effet, dans le cas du Maximum A Posteriori, la loi

a posteriori est multimodale et le critère à optimiser est non convexe. Ceci pose le problème du choix de la solution parmi l'ensemble des minima locaux trouvés par la méthode. Dans le cas de l'estimation au sens de la moyenne *a posteriori*, la solution est unique mais difficile à calculer.

Nous proposons d'utiliser la méthode du Maximum d'Entropie sur la Moyenne. Cette approche, appliquée à la résolution d'un problème inverse mal posé, conduit à une solution unique et permet d'introduire, sans complication algorithmique, de l'information *a priori* sous forme de mélange de lois.

Après avoir présenté les fondements théoriques du principe du Maximum d'Entropie sur la Moyenne, nous l'appliquons au problème de la détection de foyers d'hyperfixation en TEP. Nous présentons ensuite les résultats obtenus sur des simulations et sur des données cliniques. Enfin, les avantages et les inconvénients de la méthode MEM sont discutés.

2. principe du Maximum d'Entropie sur la Moyenne

2.1. principe

Appliquée à la résolution d'un problème inverse mal posé, la méthode du Maximum d'Entropie sur la Moyenne [Le Besnerais *et al.* (1997), Gamboa *et al.* (1997)] permet de choisir une solution appartenant à un ensemble convexe \mathcal{C} muni d'une loi de probabilité de référence μ_x , représentant la connaissance *a priori* sur la solution. L'objet recherché f est considéré comme étant la moyenne d'un processus aléatoire X suivant une loi inconnue p_x . Les mesures y définissent une contrainte linéaire sur le moment d'ordre 1 de la loi p_x , $E_{p_x}(X)$, de la forme $y = AE_{p_x}(X)$. La méthode procède en deux étapes. Elle sélectionne la loi de probabilité \tilde{p}_x en maximisant la μ_x -entropie de Kullback [Kullback (1959)] sous la contrainte définie précédemment. L'objet reconstruit est alors la **moyenne** de la variable aléatoire qui suit cette loi \tilde{p}_x .

La loi sélectionnée par le Maximum d'Entropie étant unique [Kullback (1959)], l'objet f obtenu est unique, quel que soit le choix de la loi μ_x . Il satisfait les contraintes liant l'objet aux mesures y et appartient à l'ensemble convexe \mathcal{C} , enveloppe convexe du support de μ_x .

2.2. résolution d'un problème inverse par MEM

Le problème de maximisation de la μ_x -entropie $S_{\mu_x}(p_x)$ sous la contrainte d'attache aux données s'écrit :

$$(P_0) \begin{cases} \tilde{p}_x = \arg \max_{p_x \ll \mu_x} S_{\mu_x}(p_x) \\ \text{sous la contrainte } AE_{p_x}(X) = y \\ \text{et telle que } \int_u dp_x(u) = 1 \\ \tilde{f} = E_{\tilde{p}_x}(X) \end{cases}$$

Lorsque p_x est continue par rapport à μ_x , $S_{\mu_x}(p_x)$ est définie par [Kullback (1959)] :

$$S_{\mu_x}(p_x) = -K(p_x, \mu_x) = \int \log \left(\frac{dp_x}{d\mu_x} \right) \frac{dp_x}{d\mu_x} d\mu_x.$$

La minimisation d'une fonctionnelle strictement convexe sous contrainte peut se ramener, au moyen de la théorie de Lagrange, à un problème d'optimisation d'une fonctionnelle strictement concave sans contrainte [Decarreau *et al.* (1992)]. En effet, le Lagrangien associé à (P_0) s'écrit :

$$L(p_x, \lambda, \lambda_0) = K(p_x, \mu_x) + \lambda'(y - AE_{p_x}(X)) + \lambda_0(1 - \int dp_x(u)),$$

où u' est le transposé de u . Si l'on définit la fonction $g(x)$ comme étant la densité de p_x par rapport à μ_x , cette expression devient :

$$L(g, \lambda, \lambda_0) = \int_u g(u) \log g(u) d\mu_x(u) + \lambda'y + \lambda_0 - \lambda'A \int_u u g(u) d\mu_x(u) - \lambda_0 \int_u g(u) d\mu_x(u).$$

Le point selle du Lagrangien est alors défini par :

$$L(\tilde{g}, \tilde{\lambda}, \tilde{\lambda}_0) = \min_g \max_{\lambda, \lambda_0} L(g, \lambda, \lambda_0) = \max_{\lambda, \lambda_0} \min_g L(g, \lambda, \lambda_0).$$

La mesure \tilde{p}_x est alors donnée par la relation $d\tilde{p}_x = \tilde{g}d\mu_x$ [Decarreau *et al.* (1992)]. Lorsque λ et λ_0 sont fixés, le point g_{λ, λ_0} qui minimise $L(g, \lambda, \lambda_0)$ est donné par :

$$g_{\lambda, \lambda_0} = \arg \min_g \left\{ \int_u g(u) \log g(u) d\mu_x(u) + \lambda'y + \lambda_0 - \lambda'A \int_u u g(u) d\mu_x(u) - \lambda_0 \int_u g(u) d\mu_x(u) \right\},$$

soit encore :

$$g_{\lambda, \lambda_0} = \arg \max_g \left\{ \int_u [\lambda'A u g(u) + \lambda_0 g(u) - g(u) \log g(u)] d\mu_x(u) \right\}.$$

Si l'on note $k^*(s)$ la transformée de Fenchel-Legendre [Rockfaller (1974)] de la fonction $k(t) = t \log(t)$, définie par

$k^*(s) = \max_t \{st - k(t)\}$, $(g(x) \log g(x))$ étant une « normal convexe integrand » [Rockfaller (1974)], la solution g_{λ, λ_0} est :

$$g_{\lambda, \lambda_0}(x) = \frac{dk^*(\lambda'Ax + \lambda_0)}{d(\lambda'Ax + \lambda_0)} = \exp(\lambda'Ax + \lambda_0 - 1).$$

La loi \tilde{p}_x est donc :

$$d\tilde{p}_x(x) = \exp(\tilde{\lambda}'Ax + \tilde{\lambda}_0 - 1) d\mu_x,$$

où, d'après la contrainte de normalisation, $\tilde{\lambda} - \lambda_0 = \int \exp(\tilde{\lambda}'Au) d\mu_x(u)$. La loi de probabilité \tilde{p}_x peut s'écrire sous la forme :

$$d\tilde{p}(x) = \exp \left(\tilde{\lambda}'Ax - F_{\mu_x}^*(A'\tilde{\lambda}) \right) d\mu_x(x),$$

où $F_{\mu_x}^*$ est la Log-transformée de Laplace de μ_x définie par $F_{\mu_x}^*(s) = \log \int_x \exp(s'x) d\mu_x(x)$, et $\tilde{\lambda}$ est le point maximisant la fonction duale de Lagrange :

$$D(\lambda) = \min_g L(g, \lambda, 1 - F_{\mu_x}^*(A'\lambda)) = \lambda'y - F_{\mu_x}^*(A'\lambda).$$

La loi \tilde{p}_x dépend du paramètre $\tilde{\lambda}$. Pour calculer ce paramètre, nous réécrivons le problème (P_0) sous la forme d'un problème dual (Q_0) comme suit :

$$(Q_0) \begin{cases} \tilde{\lambda} = \arg \max_{\lambda} D(\lambda) \\ \text{avec } D(\lambda) = \lambda'y - F_{\mu_x}^*(A'\lambda) \\ F_{\mu_x}^*(s) = \log \int_u \exp(s'u) d\mu_x(u) \end{cases}$$

La stricte convexité de $F_{\mu_x}^*$ pour μ_x maximale [Ellis (1985)] entraîne la stricte concavité du critère dual. Il est facile de vérifier que la solution \tilde{f} de (P_0) est liée à la solution $\tilde{\lambda}$ du problème (Q_0) par la relation primale-duale :

$$\tilde{f} = \left(\frac{dF_{\mu_x}^*(s)}{d(s)} \right)_{s=A'\tilde{\lambda}}.$$

Ainsi, la résolution d'un problème posé dans le formalisme MEM ne nécessite qu'un algorithme d'optimisation classique, dont la complexité ne dépend pas de la loi *a priori* μ_x .

2.3. prise en compte du bruit entâchant les mesures

Jusqu'à présent, les mesures y ont été considérées comme déterministes. Une façon de prendre en compte l'incertitude sur les données proposée dans [Le Besnerais *et al.* (1999)] est de consi-

dérer la contrainte $y = Af + b$, b étant la moyenne d'un processus aléatoire B . Le couple (X, B) est alors *a priori* décrit par la loi de référence $\mu_{x,b}$, qui s'écrit sous la forme $\mu_x * \mu_b$ lorsque X et B sont indépendants. Le problème consistant à minimiser la pseudo distance de Kullback entre $p_{x,b}$ et $\mu_{x,b}$ sous cette nouvelle contrainte $AE_{p_{x,b}}(X) + E_{p_{x,b}}(B) = y$ se ramène à un problème de la forme (P_0) en posant $A_{\text{NOUV}} = (A \ I)$ et $f_{\text{NOUV}} = (f \ b)'$, I étant la matrice identité. De plus, la séparabilité de μ entraînant celle de F_{μ}^* [Le Besnerais *et al.* (1999)], ceci implique que pour (X, B) indépendants,

$$F_{\mu_{x,b}}^*(A'\lambda + I\lambda) = F_{\mu_x}^*(A'\lambda) + F_{\mu_b}^*(\lambda).$$

Le critère à optimiser $D(\lambda)$ s'écrit donc :

$$D(\lambda) = \lambda'y - F_{\mu_x}^*(A'\lambda) - F_{\mu_b}^*(\lambda).$$

3. application du principe du Maximum d'Entropie sur la Moyenne à la reconstruction de foyers d'hyperfixation en tomographie d'émission de positons

3.1. modèle statistique

La résolution numérique du problème inverse nécessite sa discrétisation. Ainsi le volume sur lequel nous cherchons à estimer la distribution du radiotracer f est divisé en unités de volume de forme parallépipède, voxels, et nous notons f_i la distribution du traceur dans le voxel i .

La distribution du radiotracer f peut être considérée comme la moyenne du vecteur aléatoire d'émission photonique X , qui suit une loi de Poisson. La loi de référence sur l'objet μ_x introduite dans la méthode MEM porte donc sur le vecteur d'émission X dont chaque composante X_i a pour réalisation le nombre de photons émis à partir du voxel i dans une direction quelconque. Si l'on suppose que l'activité dans le voxel i est indépendante de celle de ses voisins, la loi de référence μ_x s'écrit comme un produit de lois de Poisson :

$$\begin{cases} \mu_x = \prod_{i=1}^n \mu_{x_i} \\ \mu_{x_i}(X_i = x_i) = \exp(-f_i) \frac{f_i^{x_i}}{x_i!} \end{cases}$$

L'objet d'intérêt f , moyenne du vecteur d'émission X , peut être considéré comme une réalisation du vecteur aléatoire F . Par la règle de Bayes, il est possible d'introduire de l'information *a priori* sur l'objet d'intérêt f à travers la loi μ_x :

$$\mu_{x_i}(X_i = x_i) = \int_{f_i} \mu_{x_i|f_i}(X_i = x_i|F_i = f_i) \mu_{f_i}(F_i = f_i).$$

Le modèle de la distribution volumique du radiotracer que nous considérons est constitué d'un signal de fond et d'hyperfixations. Il est décrit par un modèle statistique multi-classes [Amblard (1999)]. Chaque voxel i a une probabilité $\alpha_{i,k}$ d'appartenir à la classe k , représentant un niveau de fixation f_k . Le nombre de photons émis x_i suit alors une loi de Poisson de moyenne f_k . Dans le cas particulier d'un modèle à deux classes (fond et hyperfixation), la loi de référence μ_x est une loi Bernouilli-Poisson qui s'écrit :

$$\mu_{x_i}(X_i = x_i) = \alpha_i \exp(-f_-) \frac{f_-^{x_i}}{x_i!} + (1 - \alpha_i) \exp(-f_+) \frac{f_+^{x_i}}{x_i!}.$$

Chaque voxel i a alors une probabilité α_i d'appartenir au fond, auquel cas son activité *a priori* est f_- et il émet des positons suivant une loi de Poisson de moyenne f_- , et une probabilité $(1 - \alpha_i)$ d'être hyperfixant, auquel cas son activité *a priori* est f_+ .

3.2. modèle de bruit

Comme expliqué au paragraphe 2.3, la prise en compte du bruit se fait par l'introduction d'une variable additive b , considérée comme la moyenne d'un processus aléatoire B de loi de référence μ_b . Chaque composante y_j du vecteur des mesures y est une réalisation de la variable Y_j qui suit une loi de Poisson de moyenne $[Af]_j$. Ainsi, b peut être vu comme une variable d'écart à la moyenne $E_{p_y}(Y) = Af$:

$$b_j = y_j - E_{p_y}(Y_j).$$

b est alors la réalisation d'une variable aléatoire de moyenne nulle et de même variance que celle de Y . Nous prenons en compte le bruit entâchant les mesures à l'aide d'une variable additive B , suivant une loi gaussienne centrée.

3.3. description de l'algorithme

D'après la partie 2.2, l'algorithme de résolution d'un problème posé dans le formalisme MEM est un algorithme classique d'optimisation sans contrainte de la fonction duale strictement concave associée à (P_0) . Les lois de référence sur les variables X et B supposées indépendantes sont écrites aux paragraphes 3.1 et 3.2. L'algorithme de reconstruction mis en place est l'al-

gorithme de gradients conjugués à pas optimal [Minoux (1983)]. Le critère à optimiser $D(\lambda)$ est défini pour le problème dual (Q_0). L'algorithme est décrit plus en détail en annexe et dans [Amblard (1999)]. Cette méthode requiert la détermination de quatre hyperparamètres. La probabilité d'être dans le fond α est fixée à 0,9 pour tous les résultats présentés dans la partie 4. L'activité du fond f_- est estimée par le rapport entre le nombre total d'événements acquis et le nombre total de photons obtenu par projection d'un objet unité, défini sur le support *a priori* de l'objet à reconstruire. L'activité des hyperfixations f_+ est calculée en multipliant f_- par un paramètre de contraste fixé à 2. La variance du bruit σ^2 est grossièrement estimée par la variance des projections.

4. validation

Nous présentons ici les résultats obtenus à partir de données TEP simulées et cliniques par la méthode MEM telle que décrite dans le paragraphe 3. Les résultats sont comparés à ceux obtenus par des méthodes classiquement utilisées en milieu hospitalier : la méthode de filtrage rétroprojection (FBP) [Kinahan *et al.* (1989)] et Ordered Subset Expectation Maximization (OSEM) [Hudson *et al.* (1994)]. L'algorithme FBP utilisé est l'algorithme de reprojction 3DRP [Kinahan *et al.* (1989)]. Nous l'avons utilisé avec les paramètres par défaut, soit une fenêtre d'apodisation de Hann dont la fréquence de coupure est la fréquence de Nyquist. L'algorithme OSEM [Hudson *et al.* (1994)] est une version accélérée de l'algorithme MLEM qui découpe l'ensemble des projections acquises en un petit nombre de sous-ensembles. Chaque sous-ensemble est utilisé tour à tour pour estimer la distribution d'activité par l'approche MLEM, en modifiant la distribution d'activité estimée à partir du sous-ensemble précédemment considéré. L'algorithme OSEM utilisé est un algorithme OSEM 3D développé par X. Liu et M. Defrise [Liu *et al.* (1999)]. Nous l'avons utilisé avec un nombre de sous-ensembles (Ordered Subsets) égal à 8.

La caméra sur laquelle ont été acquises les données cliniques est la caméra HR+ (CTI PET Systems/Siemens, Knoxville, TN, USA) [Brix *et al.* (1997)]. En un point situé à une distance radiale égale à 10 cm du centre de la caméra, la largeur à mi-hauteur de la fonction de réponse de la caméra est de l'ordre de $4,5 \times 6,0 \times 5,3$ mm dans les directions tangentielle, radiale et axiale. Cette résolution intrinsèque ne tient pas compte de la dégradation apportée par la reconstruction.

4.1. simulations

L'algorithme de simulation analytique utilisé, développé par C. Comtat [Comtat *et al.* (1998)], permet d'obtenir rapidement

des projections corps entier TEP réalistes, suivant la géométrie d'acquisition décrite précédemment. Le bruit entâchant les mesures est de même nature que celui entâchant les acquisitions réelles. En particulier, le simulateur inclut une modélisation de l'atténuation par l'objet d'une partie des photons émis, ainsi que des coïncidences fortuites (détectations quasi-simultanées de deux photons émis par deux annihilations e^-/e^+ différentes) et diffusées (détectations en coïncidence de deux photons issus de la même annihilation mais dont la trajectoire de l'un d'entre eux a été déviée), qui fournissent par conséquent une information erronée sur la distribution du radiotracteur. Cependant, l'opérateur de projection ne prend pas en compte la fonction de réponse du système d'acquisition. Les données fantômes sont normalisées, c'est-à-dire corrigées de l'efficacité non homogène des détecteurs, mais non corrigées des effets d'atténuation et des coïncidences fortuites ou diffusées.

4.1.1. le fantôme

Le fantôme simulé est constitué d'un cylindre « fond » de hauteur 200 mm et de rayon 100 mm et de 30 sphères hyperfixantes de rayon 3 mm, d'activité double de celle du fond et réparties sur 3 coupes transverses du cylindre. Les projections sont simulées avec un nombre de coups total comparable à celui mesuré sur des acquisitions cliniques réelles, soit 40 millions pour les événements vrais, 40 millions pour les fortuits et 30 millions pour les diffusés. Ceci correspond à un nombre de coups moyen pour chaque détecteur et chaque direction de projection de 4 photons. La figure 3.(a) montre la coupe transverse centrale du fantôme. Le pas d'échantillonnage utilisé est de 2,53 mm dans le plan (x, y) , et de 2,425 mm dans la direction axiale.

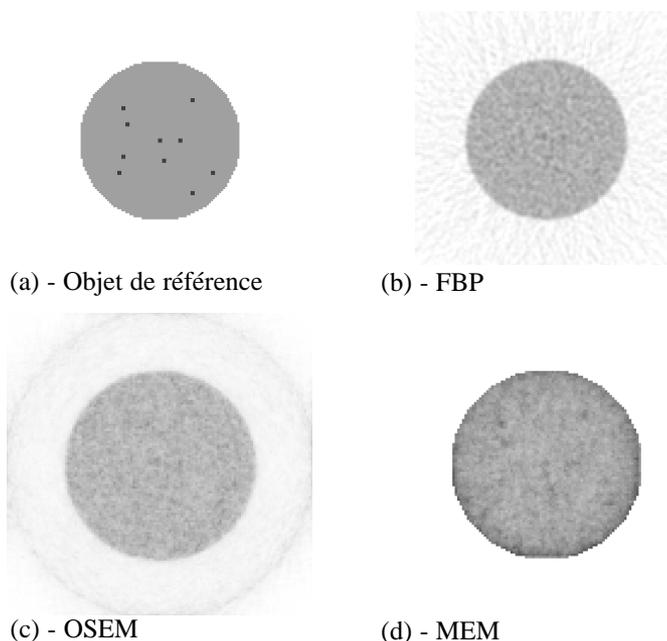


Figure 3. – Comparaison d'images reconstruites par FBP, OSEM et MEM.

4.1.2. stratégie d'évaluation

Afin d'évaluer les résultats en terme de détectabilité, nous avons défini une stratégie d'évaluation basée sur l'analyse ROC [DeLong *et al.* (1988)]. Un indice de contraste local rendant compte du caractère hyperfixant de différentes zones de l'image reconstruite est calculé dans des régions de fond et des régions hyperfixantes. Chaque région sélectionnée en fonction de la géométrie connue du fantôme est arbitrairement considérée comme formée d'un agglomérat de points hyperfixants, de taille proche des foyers d'hyperfixation existants dans le fantôme, entouré de fond. L'indice quantifie alors le contraste entre l'agglomérat supposé hyperfixant et le fond. Les régions d'hypersignal auxquelles nous nous intéressons contenant peu de points, nous utilisons comme indice de contraste la variable de Student, adaptée à la comparaison des moyennes de deux petits échantillons [Saporta (1990)]. Les variances estimées de ces deux échantillons étant différentes, nous ajustons le degré de liberté associé au test. L'indice de contraste retenu est la valeur de la probabilité que l'hypothèse H_0 (la valeur dans l'agglomérat est identique à la valeur dans le fond) soit vérifiée. La valeur de probabilité est faible lorsque la région sélectionnée contient un foyer d'hyperfixation, proche de 1 sinon. À partir de l'ensemble des valeurs de probabilité obtenues pour les différentes régions considérées, on peut effectuer une analyse ROC. L'aire sous la courbe ROC quantifie la performance avec laquelle l'indice de contraste permet de détecter la présence d'une hyperfixation dans l'image [Hanley *et al.* (1982)], et donc indirectement, la propension de l'image à avoir des voxels d'intensité plus élevée dans les régions hyperfixantes. Pour une acquisition donnée, la comparaison de différentes méthodes de reconstruction se fait à partir des aires obtenues sous les courbes ROC par un test non paramétrique [DeLong *et al.* (1988)].

4.1.3. résultats

Les figures 3.(b), 3.(c) et 3.(d) représentent respectivement la coupe transverse centrale des reconstructions obtenues avec FBP, à la troisième itération de OSEM et à la cinquième itération de MEM. Notons que nous avons utilisé un support cylindrique, en dehors duquel les points sont automatiquement mis à zéro dans le cas de l'algorithme MEM afin d'accélérer la convergence. Le pas d'échantillonnage tridimensionnel de l'objet utilisé lors des reconstructions est de $2,53 \times 2,53 \times 2,425$ mm. Le nombre d'itérations des algorithmes itératifs a été optimisé au sens du critère d'évaluation explicité ci-dessus.

On constate visuellement que les points sources hyperfixants sont plus faciles à détecter sur l'image reconstruite par MEM que sur l'image obtenue par OSEM ou FBP. Ce résultat est confirmé par la figure 4 qui montre les courbes ROC associées aux reconstructions et par le tableau 1 qui donne les valeurs des aires sous les courbes ROC. D'après les valeurs du test du χ^2

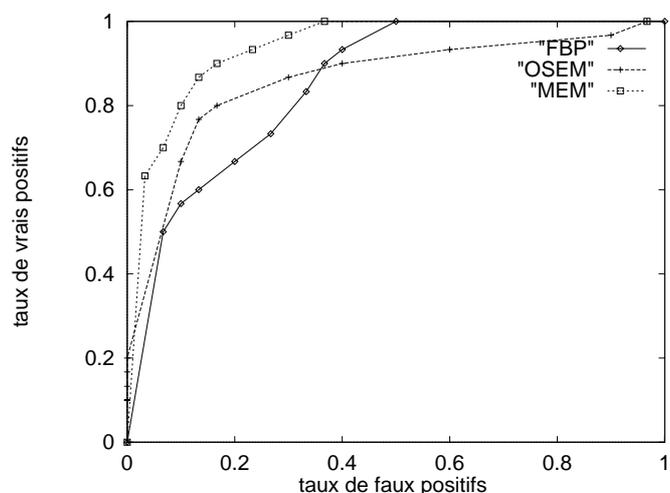


Figure 4. – Courbes ROC associées aux images reconstruites par FBP, OSEM et MEM.

Tableau 1. – Aires sous les courbes ROC associées aux images reconstruites par FBP, OSEM et MEM

Image	Aire
Objet de référence	1
FBP	0,86
OSEM	0,83
MEM	0,95

Tableau 2. – Comparaison des aires sous les courbes ROC associées aux images reconstruites par FBP, OSEM et MEM

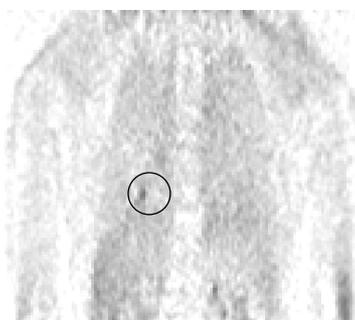
Image	χ^2
MEM/OSEM	3,25
MEM	2,8

présentées dans le tableau 2, l'image reconstruite par MEM présente des propriétés de détectabilité significativement meilleures que celles obtenues avec OSEM ou FBP. En effet, les valeurs du test du χ^2 , 3,25 et 2,8 sont significatives au seuil de probabilité 0,1 (correspondant à une valeur du χ^2 égale à 2,71).

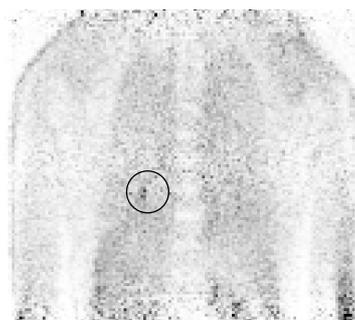
On peut donc conclure que, pour le fantôme considéré et dans les conditions d'utilisation des méthodes FBP, OSEM et MEM présentées, les performances en terme de détectabilité sont significativement meilleures pour l'algorithme MEM que pour OSEM ou FBP.

4.2. données cliniques

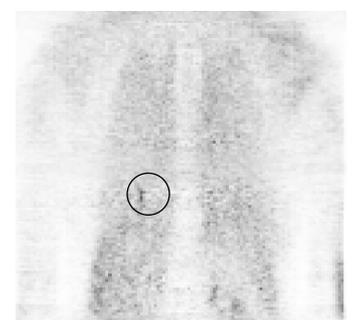
Nous présentons les résultats obtenus sur un patient pour lequel le nombre de lésions thoraciques visualisées sur les images a été sous-estimé par rapport au nombre de tumeurs identifiées lors de la chirurgie. Nous présentons une partie du corps entier incluant la partie thoracique, reconstruite à partir d'acquisitions, normalisées et corrigées de effets des coïncidences fortuites mais non corrigées de l'atténuation, ni de l'effet des événements diffusés. Le pas d'échantillonnage tridimensionnel utilisé lors des reconstructions est $3,375 \times 3,375 \times 2,425$ mm. Ceci correspond à la moitié de la largeur à mi-hauteur de la fonction de réponse du système. Le volume reconstruit est formé de 114 coupes axiales de taille 128×128 pixels dans le plan (x, y) .



(a) - Coupe coronale, FBP



(b) - Coupe coronale, OSEM



(c) - Coupe coronale, MEM

Les figures 5.(a), 5.(b) et 5.(c) représentent respectivement une coupe coronale obtenue avec FBP, à la cinquième itération de OSEM et à la dixième itération de MEM. Ces images ont été analysées visuellement par un médecin expert dans l'interprétation de ce type d'images, qui a détecté avec les 3 méthodes un foyer d'hyperfixation dans le poumon gauche difficile à identifier. Pour plus de lisibilité, nous avons entouré ce foyer d'hyperfixation sur les images.

On peut remarquer tout d'abord que le bruit entâchant les images est de nature différente suivant la méthode de reconstruction utilisée. On voit nettement l'effet de lissage, dû à la fenêtre d'apodisation de Hann sur la reconstruction FBP et la nature « granuleuse » du bruit sur l'image OSEM. D'autre part, on peut remarquer que les vertèbres sont nettement plus discernables sur les images obtenues avec FBP et OSEM que sur celle obtenue avec MEM. Ceci peut s'expliquer par la simplicité du modèle *a priori* à deux classes que nous utilisons. Il n'a pas été prévu de classe correspondant aux « hypofixations ». Le contraste entre les hyperfixations et le fond est beaucoup mieux rendu que le contraste entre les hypofixations et le fond.

Ces résultats montrent la faisabilité de la méthode sur données cliniques.

5. discussion

La Méthode du Maximum d'Entropie sur la Moyenne, appliquée à la résolution d'un problème inverse mal posé, est un procédé statistique de régularisation. Plusieurs points la différencient des méthodes bayésiennes. En particulier, la modélisation du bruit dans le formalisme MEM est différente de celle utilisée dans le cadre bayésien. En effet, les méthodes bayésiennes considèrent les données comme une réalisation d'un processus aléatoire et prennent en compte la notion d'incertitude sur les données au moyen de la vraisemblance. La méthode MEM considère les mesures comme déterministes et s'affranchit de l'incertitude sur ces mesures au moyen d'une variable intermédiaire, additive et considérée comme la moyenne d'un processus aléatoire. De plus, lors de l'introduction d'un *a priori* multimodal, la méthode MEM ne présente aucune difficulté algorithmique, alors que les méthodes bayésiennes sont complexes et peuvent aboutir à une solution correspondant à un minimum local.

Plusieurs hypothèses concernant le modèle *a priori* méritent d'être discutées. En particulier, l'hypothèse d'indépendance entre les composantes du vecteur X , commode pour la résolution pratique de la méthode, est discutable. En effet, en réalité, la distribution d'activité présente une certaine continuité. L'hypothèse d'indépendance néglige cet *a priori* de continuité (valable dans de nombreuses régions anatomiques), mais minimise ainsi le risque de fondre des petites régions hyperfixantes

Figure 5. – Comparaison d'images reconstruites par FBP, OSEM et MEM.

dans le fond en « forçant » une continuité qui n'est certainement pas vérifiée dans les régions pathologiques. Notons que [Heinrich *et al.* (1996)] et [Csiszar *et al.* (1999)] proposent une manière de prendre en compte la corrélation entre pixels sans complexifier l'algorithme de reconstruction. De même, l'hypothèse d'indépendance entre X et B n'est pas valide en toute rigueur. En fait, les résultats obtenus avec et sans modélisation du bruit sont très similaires [Amblard (1999)]. La méthode semble donc relativement robuste vis-à-vis des erreurs commises sur le modèle de bruit et donc peu sensible à la prise en compte ou non de la dépendance entre X et B . De plus, les résultats obtenus sur données cliniques font clairement apparaître la nécessité d'introduire plus de deux classes dans le modèle d'objet *a priori*. Un modèle multi-classes plus complet pourrait s'écrire :

$$\mu_{x_i}(X_i = x_i) = \sum_k \alpha_{i,k} \exp(-f_k) \frac{f_k^{x_i}}{x_i!}, \text{ avec } \forall i, \sum_k \alpha_{i,k} = 1.$$

Une des classes pourrait correspondre aux points d'intensité nulle et ainsi prendre en compte le fait que certains points de l'image sont extérieurs au patient. L'introduction d'un tel modèle n'impliquerait pas de complication algorithmique, seule les expressions de $F_{\mu_x}^*$ et de son gradient se verraient modifiées. L'estimation des hyperparamètres pourrait être partiellement effectuée en utilisant les résultats de la segmentation d'une image préalablement reconstruite par une méthode rapide telle que FBP. En particulier, une segmentation de l'image permettrait de déterminer approximativement le support de l'objet à reconstruire et donc d'estimer, pour chaque voxel, sa probabilité d'appartenir à la classe « voxels d'intensité nulle », c'est-à-dire d'être à l'extérieur de l'objet.

Concernant la sensibilité au choix des hyperparamètres, nous avons montré dans [Amblard (1999)] que, pour notre application, la méthode était peu sensible aux valeurs données aux hyperparamètres. En effet, les résultats obtenus par MEM sur le fantôme simulé décrit dans le paragraphe 4.1.1 ne présentent aucune différence significative, au sens du critère d'évaluation décrit dans le paragraphe 4.1.2, lorsque le paramètre de mélange (identique pour tous les voxels) varie entre 0 et 1, le paramètre de contraste (identique pour tous les voxels) entre 0 et 10 et la variance du bruit entre σ_0^2 et $100\sigma_0^2$, σ_0^2 étant la variance estimée des projections. On peut expliquer la robustesse de la méthode par rapport aux hyperparamètres du modèle d'objet α , f_+/f_- par le fait que dans notre application, les données sont relativement cohérentes, c'est-à-dire contiennent suffisamment d'informations cohérentes pour une estimation fiable de la distribution d'activité même en ne considérant pas les *a priori*. Concernant le bruit, un modèle de bruit a été introduit au moyen d'une variable additive gaussienne. Ce modèle n'est qu'une approximation du bruit réel entâchant les données. La solution retenue, maximisant la valeur du critère d'évaluation, correspond à un nombre fini d'itérations. Cette solution ne satisfait évidemment pas rigoureusement le critère d'attache aux don-

nées, que le bruit soit modélisé ou non. L'arrêt des itérations est un moyen indirect de prendre en compte le bruit qui semble, pour notre application, aussi efficace qu'une modélisation explicite mais approximative du bruit.

La méthode MEM est de même complexité algorithmique que les techniques itératives classiquement utilisées en traitement d'images, où le coût de chaque itération est celui d'une opération de projection et de rétroprojection. Les temps de calcul pour chaque algorithme dépendent fortement de l'optimisation de l'implantation algorithmique. Dans ce travail, nous avons utilisé une version commerciale de FBP (donc optimisée pour être très rapide), une version universitaire de OSEM, et une version de MEM que nous avons développée sans soucis d'optimisation. Dans ces conditions, FBP est 2 fois plus rapide que OSEM, lui-même 5 fois plus rapide que MEM. A titre d'exemple, une reconstruction FBP de 63 coupes 128×128 prend 1750 secondes sur une station de travail Sun Ultra Sparc 10. La comparaison de la complexité algorithmique de EM et de MEM suggère que les deux approches doivent présenter des temps de calcul similaire. La mise en œuvre d'un algorithme d'optimisation autre que l'algorithme du gradient conjugué (par exemple l'algorithme OS gradient [Kudo *et al.* (1999)] ou BFGS [Bonnans *et al.* (1997)] pourrait également contribuer à accélérer la procédure de reconstruction tomographique par MEM.

6. conclusion

Notre problème consiste à fournir au médecin, à partir d'acquisitions TEP, une image lui permettant d'identifier la présence de métastases ou de petits foyers tumoraux. La structure de l'objet à reconstruire, constitué de zones de fond plus ou moins homogènes et de foyers d'hyperfixation à détecter, nous a conduit à nous intéresser à la méthode du Maximum d'Entropie sur la Moyenne, permettant de résoudre un problème inverse en introduisant de l'information *a priori* sur l'objet sous forme d'un mélange de lois. Cette méthode a été comparée à deux méthodes classiquement utilisées en milieu hospitalier (FBP et OSEM). Sur données simulées, les performances de chaque méthode en terme de détectabilité des lésions ont été caractérisées et montrent que les résultats obtenus par MEM sont significativement meilleurs que ceux obtenus par OSEM ou FBP au sens de notre critère d'évaluation. Sur données cliniques, les résultats témoignent de la faisabilité de la méthode MEM.

7. annexe

Cette annexe présente en détail l'algorithme de reconstruction implanté. Il s'agit de l'algorithme des gradients conjugués à pas optimal, utilisé pour rechercher le maximum de la fonction stric-

tement concave $D(\lambda)$ définie pour le problème dual (Q_0) . Rappelons que le critère à optimiser s'écrit :

$$D(\lambda) = \lambda' y - F_{\mu_x}^*(A'\lambda) - F_{\mu_b}^*(\lambda).$$

La figure 6 décrit l'algorithme.

1. Initialisation :

- Nombre d'itérations : $nb_{iter} = 0$
- Nombre d'itérations successivement conjuguées : $k = 0$
- Vecteur obtenu par rétroprojection du vecteur dual λ^0 : $v^0 = 0$
- Objet courant (objet de référence $E_{\mu_x}(X)$) : $f^0 = \nabla F_{\mu_x}^*(v^0)$
- Projection de l'objet courant : $y^0 = A f^0$
- Vecteur gradient : $r^0 = y - y^0$
- Direction de descente dans l'espace dual : $d_p^0 = r^0$
- Rétroprojection du vecteur de descente : $d^0 = A' d_p^0$
- Coefficient de conjugaison de deux directions de descente successives : $\beta^0 = 0$

2. Itération :

- $k = k + 1, nb_{iter} = nb_{iter} + 1$
- Recherche du pas optimal ν^k par quelques itérations de l'algorithme de Newton-Raphson [Minoux (1983)] puis une recherche par dichotomie
- Equations de mises à jour : $\lambda^{k+1} = \lambda^k + \nu^k d_p^k, v^{k+1} = v^k + \nu^k d^k$
- Vecteur bruit courant : $b^{k+1} = \nabla F_{\mu_b}^*(\lambda^{k+1})$
- Objet reconstruit courant : $f^{k+1} = \nabla F_{\mu_x}^*(v^{k+1})$
- Projection de l'objet courant : $y^{k+1} = A f^{k+1}$
- Vecteur gradient courant : $r^{k+1} = y - y^{k+1} - b^{k+1}$
- Calcul du coefficient de conjugaison des directions de descente β^{k+1} par la formule de Polack-Ribiere [Minoux (1983)]
- Nouvelle direction de descente : $d_p^{k+1} = r^{k+1} + \beta^{k+1} d_p^k$
- Rétroprojection de la direction de descente : $d^{k+1} = A' d_p^{k+1}$
- Retour en 2. jusqu'à satisfaction d'un critère d'arrêt.

Figure 6. – Algorithme MEM

Pour les lois *a priori* que nous avons choisies, les fonctions F_{μ_x} et F_{μ_b} ont pour expressions analytiques :

$$\forall s \in R^n, F_{\mu_x}(s) = \sum_{i=1}^n \log(\alpha_i \exp\{f_-(\exp(s_i) - 1)\}) + (1 - \alpha_i) \exp\{f_+(\exp(s_i) - 1)\},$$

$$\text{et } \forall s \in R^p, F_{\mu_b}(s) = \sum_{i=1}^p \sigma^2 \frac{s_i^2}{2}.$$

Les opérateurs de projection A et de rétroprojection A' sont calculés avec une approche « rayon », généralisation 3D de l'algorithme proposé dans [Joseph (1982)].

L'algorithme ne travaille pas sur le critère $D(\lambda)$ lui-même mais sur le gradient de ce critère. On note ∇ l'opérateur gradient, défini pour une fonction $g(x_1, \dots, x_n)$ dérivable, par

$$\nabla g = \left(\frac{\delta g}{\delta x_1}, \dots, \frac{\delta g}{\delta x_n} \right)'$$

Le calcul du gradient de $D(\lambda)$ nécessite celui du gradient de $F_{\mu_x}^*(s)$ et de $F_{\mu_b}^*(s)$. Les voxels étant considérés comme indépendants, ce calcul n'utilise que l'expression de la dérivée des fonctions unidimensionnelles $F_{\mu_{x_i}}^*(s_i)$ et $F_{\mu_{b_i}}^*(s_i)$.

Les expressions analytiques de ces dérivées sont :

$$\frac{d}{ds_i} F_{\mu_{x_i}}^*(s_i) = \frac{\alpha_i f_- \exp\{f_-(\exp(s_i) - 1)\} + (1 - \alpha_i) f_+ \exp\{f_+(\exp(s_i) - 1)\}}{\alpha_i \exp\{f_-(\exp(s_i) - 1)\} + (1 - \alpha_i) \exp\{f_+(\exp(s_i) - 1)\}} \exp(s_i),$$

$$\frac{d}{ds_i} F_{\mu_{b_i}}^*(s_i) = \sigma^2 s_i.$$

Le stockage du vecteur v^k évite de rétroprojeter à chaque itération le vecteur λ^k . Le stockage des vecteurs d^k et v^k permet d'effectuer la recherche du pas optimal sans réaliser d'opération de projection ou de rétroprojection, en utilisant la relation de dualité entre ces opérateurs. Le coût de l'algorithme est donc celui d'une opération de projection et de rétroprojection par itération.

8. remerciements

Nous remercions très sincèrement le Professeur J. Lumbroso, de l'Institut Gustave Roussy, pour le temps qu'il a consacré à sélectionner des données pertinentes pour notre application et à expertiser nos résultats.

BIBLIOGRAPHIE

[Amblard (1999)] C. Amblard. *Reconstruction de foyers d'hyperfixation par la Méthode du Maximum d'Entropie sur la Moyenne en tomographie d'émission de positons. Application à l'oncologie*. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, Octobre 1999.

[Le Besnerais *et al.* (1999)] G. Le Besnerais, J.F Bercher, et G. Demoment. A new look of entropy for solving linear inverse problems. *IEEE Transactions on Information Theory*, 45 (5) : 1565-1578, 1999.

[Bonnans *et al.* (1997)] J.F Bonnans, J.C. Gilbert, C Lemarechal, et C. Sagastizabal. *Optimisation numérique : aspects théoriques et pratiques*. Paris, Springer, 1997.

[Brix. *et al.* (1997)] Brix. *et al.* Performance evaluation of a whole-body pet scanner using the nema protocol. *Journal of Nuclear Medicine*, 38(10) : 1614-1623, 1997.

- [Comtat *et al.* (1998)] C. Comtat, P.E. Kinahan, M. Defrise, C. Michel, et D.W. Townsend. Fast reconstruction of 3D PET data with accurate statistical modeling. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, 45(3):\penalty0 1083-1089, 1998.
- [Csiszar *et al.* (1999)] I. Csiszar, F. Gamboa, et E. Gassiat. MEM pixel correlated solutions for generalized moment and interpolation problems. *IEEE Transactions on Information Theory*, 45 (7) : 2253-2270, 1999.
- [Decarreau *et al.* (1992)] A. Decarreau, D. Hilborst, C. Lemarechal, et J. Navaza. Dual methods in entropy maximization, application to some problems in crystallography. *SIAM Journal of Optimization*, 2 (2) : 173-197, 1992.
- [DeLong *et al.* (1988)] E.R. DeLong, D.M. DeLong, et D.L. Clarke-Pearson. Comparing the areas under two or more correlated Receiver Operating Characteristic (ROC) curves : a nonparametric approach. *Biometrics*, 44 : 837-845, 1988.
- [Ellis (1985)] I. Ellis. *Entropy, large deviation and statistical mechanics*. Springer-Verlag, New-York, 1985.
- [Gamboa *et al.* (1997)] F. Gamboa et E. Gassiat. Bayesian methods and maximum entropy method for ill-posed problems. *The annals of Statistics*, 25 (1) : 328-350, 1997.
- [Hanley *et al.* (1982)] J.A. Hanley et B.J. McNeil. The meaning and use of the area under a Receiver Operating Characteristic (ROC) curve. *Radiology*, 143 : 29-36, 1982.
- [Heinrich *et al.* (1996)] C. Heinrich, J.F Bercher, et G. Demoment. The maximum entropy on the mean method, correlations and implementations issues. *16 th Conference on Maximum Entropy and Bayesian methods*, pages 52-61, Gerg-en-dal, South Africa, 1996.
- [Hudson *et al.* (1994)] H.M. Hudson et R.S. Larkin. Accelerating image reconstruction using ordered subsets of projection data. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 13 : 601-609, 1994.
- [Kinahan *et al.* (1989)] P.E. Kinahan et J.G. Rogers. Analytic 3D image reconstruction using all detected events. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, 36 : 964-968, 1989.
- [Kudo *et al.* (1999)] H. Kudo, H. Nakazawa, et T. Saito. Convergent block-iterative method for general convex cost functions. In *Proceedings 1999 International meeting on fully 3D image reconstruction in radiology and nuclear medicine*, 1999.
- [Kullback (1959)] S. Kullback. *Information theory and statistics*. John Wiley and son, 1959.
- [Liu *et al.* (1999)] X. Liu, C. Comtat, C. Michel, P. Kinahan, M. Defrise, et D.W. Townsend. Comparison of 3D reconstruction with OSEM and with FORE+OSEM for PET. *Proceedings 1999 International meeting on fully 3D image reconstruction in radiology and nuclear medicine*, pages 39-42, Egmond aan Zee, Holland, 1999.
- [Minoux (1983)] M. Minoux. *Programmation mathématique*. Dunod, 1983.
- [Joseph (1982)] P.U. Joseph. An improved algorithm for reprojecting rays through pixel images. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1 (3) : 192-196, 1982.
- [Rockfaller (1974)] R.R. Rockfaller. Conjugate duality and optimization. *SIAM, Conference Board of the Mathematical Science Regional Conference series in Applied Mathematics*, 16, 1974.
- [Saporta (1990)] G. Saporta. *Probabilités, analyse des données et statistique*. Ed. Technip, 1990.

Manuscrit reçu le 2 mars 2000.

LES AUTEURS

Cécile AMBLARD



Cécile Amblard est docteur en Signal Image Parole, de l'Institut National polytechnique de Grenoble, ingénieur de l'Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications de Paris et titulaire d'une maîtrise de mathématiques de l'Université de Grenoble 1. Ses activités de recherche concernent essentiellement les méthodes de régularisation pour les problèmes inverses mal posés en imagerie et plus précisément les méthodes basées sur l'entropie et la statistique multivariée. Elle a en particulier travaillé sur deux

applications du Maximum d'Entropie sur la Moyenne à l'imagerie médicale : la reconstruction de foyers d'hyperfixation en PET au LETI, en collaboration avec le SHFJ et l'unité 494 de l'INSERM, la détection d'activations cérébrales en magnétoencéphalographie, au centre de recherche mathématique de l'université de Montréal en collaboration avec l'unité de l'INSERM et le Laboratoire de Neurosciences et de sciences cognitives LENA;

Habib BENALI



Habib Benali received his Ph.D. Degree in signal processing and statistics in 1984 from Rennes University, France, and his 'Habilitation a diriger des recherches' (diploma to lead research projects) in 1995 from Paris Dauphine University. From 1984 through 1987 he has been an Assistant Professor in the department of Computer Science and Statistics, IUT Vannes. He joined the INSERM (French National of Health and Medical Research) in 1987. He is currently a researcher in the unit 494 'Quantitative Medical

Imaging' of the INSERM, where he leads the group 'Multidimensional Modeling in Morphological and Functional Quantitative Medical Imaging'. From 1999, he is affiliated as a regular researcher at the Mathematical Research Center of the University of Montreal (Canada). He is a member of the society SPIE, IIS, HBM, ASU, SFGBM. His current research interests are statistical and multiscale analysis for human brain mapping using fMRI, EEG and MEG data, statistical modeling and study of the plasticity phenomena in the human neural networks and characterisation of the neural networks involved in the process of short term memory.

Application de la méthode du Maximum d'Entropie

Irène BUVAT



Irène Buvat est docteur en Sciences Physiques, spécialité Physique Nucléaire et Physique des Particules, de l'Université Paris XI et habilitée à diriger des recherches. Elle est actuellement Chargée de Recherche au CNRS et travaille dans l'Unité 494 INSERM - Imagerie Médicale Quantitative à Paris. Ses thèmes de recherche concernent essentiellement tous les problèmes affectant la quantification en imagerie fonctionnelle et plus particulièrement en tomographie d'émission monophotonique (SPECT) et tomographie d'émission de positons (PET). Ses principaux travaux ont porté sur la correction de la diffusion en SPECT, la correction d'atténuation en SPECT et PET, la reconstruction tomographique en SPECT et PET, et l'extraction de paramètres fonctionnels à partir de séquences d'images, notamment au moyen de l'analyse factorielle des séquences d'images médicales.

Claude COMTAT



Claude Comtat est docteur en Sciences, spécialité Physique Nucléaire et Physique des Particules, de l'Université de Lausanne et ingénieur physicien de l'Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne. Il travaille actuellement au Service Hospitalier Frédéric Joliot (SHFJ), Département de Recherche Médicale, du CEA. Ses activités de recherche concernent essentiellement les méthodes de reconstruction tomographique en PET. Il a en particulier travaillé sur les techniques itératives de reconstruction dans le cadre de deux applications : l'oncologie corps-entier au centre de recherche PET de l'Université de Pittsburgh et l'imagerie haute résolution au SHFJ.

Pierre GRANGEAT



Pierre Grangeat a obtenu les diplômes d'Ingénieur et de Docteur de l'Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications de Paris, respectivement en 1981 et en 1987. En 1993, il a reçu le diplôme d'Habilitation à Diriger des Recherches de l'Institut National Polytechnique de Grenoble. Il a été embauché au CEA-LETI en 1982, d'abord comme ingénieur de recherche sur les algorithmes de reconstruction d'images 3D en géométrie conique, puis, à partir de 1987, comme chef du projet imagerie 3D par tomographie X, gamma et positon, avec plusieurs partena-

ires industriels. Il est actuellement le manager technique du projet européen DynCT (IST-1999-10515) sur la tomographie X dynamique. En 1997, il a été nommé Expert Senior au CEA. Depuis 1988, il est responsable du cours de traitement d'image à l'Ecole Nationale Supérieure de Physique de Grenoble (INPG).