

法政大学学術機関リポジトリ
HOSEI UNIVERSITY REPOSITORY

PDF issue: 2025-12-14

ECTにおけるOS-BRによる画像再構成

OGAWA, Koichi / 尾川, 浩一 / Urabe, Hiroshi / 浦部, 洋史

(出版者 / Publisher)

電子情報通信学会

(雑誌名 / Journal or Publication Title)

電子情報通信学会総合大会講演論文集 / 電子情報通信学会総合大会講演論文集

(号 / Number)

1

(開始ページ / Start Page)

131

(終了ページ / End Page)

131

(発行年 / Year)

1998-03-06

D-7-45

ECTにおけるOS-BRによる画像再構成

Ordered Subsets-Bayesian Reconstruction
in Emission Computed Tomography浦部 洋史
Hiroshi URABE
尾川 浩一
Koichi OGAWA法政大学大学院 工学研究科
Graduate School of Engineering, Hosei University

1 はじめに

ECT(Emission CT)における統計的手法に基づいた逐次近似的な画像再構成法の中に、最大事後確率(MAP:Maximum A Posteriori)推定による期待値最大化(EM: Expectation Maximization)アルゴリズム^[1]を用いたものがある。これは最尤推定(ML:Maximum Likelihood)によるEMアルゴリズムに画像の先驗的知識を表す事前確率として局所的性質を表すマルコフ確率場を組み込むことにより、再構成画像のアーチファクトを低減する方法である。このML-EMやMAP-EMではある画素に寄与する全ての投影データを一度に用いて計算が行われるため、ノイズの影響をある程度抑えられるかわりに、エッヂ部分が復元されにくいという問題がある。本研究では、投影データをいくつかのサブセットにわけるOS(Ordered Subsets)アルゴリズム^[2]をMAP-EMに応用することにより、エッヂ部分を復元しつつノイズを低減するOS-BR(Bayesian Reconstruction)についてその有効性を検討する。

2 画像再構成理論

求める画像は J 個の画素で構成されているものとし、 j 番目の画素から放出される一方方向あたりの光子数を λ_j とする。投影データについては投影方向数 T 個、検出器数 K 個であるとし、 t 番目の方向で k 番目の検出器に検出される投影データを P_{tk} とする。画素 j から t 番目の方向の検出器に向かって放出された光子のうち、 k 番目の検出器に検出される確率を c_{tkj} で表す。 T 個の投影方向は I 個のサブセットに重複せずに、かつすべての投影方向が含まれるように分割する。ここで、 i 番目のサブセットに含まれる投影方向の集合を S_i とすると、OS-BRによる画像再構成の再推定式は、前回までの計算による推定値を λ_j^{old} 、新しい推定値を λ_j^{new} として以下のように表される。

$$\lambda_j^{new} = \frac{\lambda_j^{old}}{\sum_{i \in S_i} \sum_{k=1}^K c_{tkj} \left(1 + \frac{1}{\beta} \frac{\partial U(\lambda_j^{old})}{\partial \lambda_j} \right)} \sum_{i \in S_i} \sum_{k=1}^K \frac{c_{tkj} P_{tk}}{\sum_{j=1}^J c_{tkj} \lambda_j^{old}}$$

ここで、 U は注目する画素がその近傍の全ての画素から受ける影響を表すエネルギー関数である。このエネルギー関数を定義するために、注目する画素と近傍関係にあるような画素の集合(クリーク)を導入する。 c をクリーク、 C をクリーク全体の集合、 $V_c(\lambda)$ をクリーク c におけるボテンシャル関数、 w_{jl} を画素 j 、 l 間のクリークの重み係数、 δ をボテンシャル関数の正規化定数とすると、 $U(\lambda)$ は注目している画素 j と近傍 l の画素値の差を τ ($= \lambda_j - \lambda_l$)、画素 j のクリークを N_j として、

$$U(\lambda) = \sum_{c \in C} V_c(\lambda) = \sum_{l \in N_j} w_{jl} V(\tau; \delta)$$

で表される。

3 シミュレーション結果と検討

OS-BRによる画像再構成と、通常のMAP-EMによる画像再構成を比較するシミュレーションを行った。原画像は画素数 64^2 、ピクセルサイズ $0.25[\text{cm}]$ のShepp phantomで吸収係数はファントム内一様に $0.1[1/\text{cm}]$ とした。投影は 4° 毎に 90 方向とし、雑音のない系と 5% の雑音を含む系について行った。1つのサブセット内には対向する2つの方向における投影データをおき、反復回数は30回とした。ボテンシャル関数として1次微分関数が $\tau = \delta$ において最大値1をもつ関数

$$\frac{\partial V(\tau; \delta)}{\partial \tau} = \frac{16(\tau/\delta)}{(3 + (\tau/\delta)^2)^2}$$

を用い、 $\delta = 10, 50, 100$ 、 $\beta = 100, 500, 1000$ の場合について行った。反復回数と再構成画像の画質との関係を平均絶対誤差(MAE:Mean Absolute Error)を用いて比較した結果を図1に示す。 δ と β については、それぞれの場合にもっとも誤差の少なかった場合(ノイズの無い時には $\delta = 10$ 、 $\beta = 500$ 、ノイズのある時には $\delta = 10$ 、 $\beta = 100$)の逐次近似回数とMAEの変化を示した。図1を見て分かるように、ノイズの存在にかかわらずOS-BRの方が通常のMAP-EMに比べて早期の段階でかなり原画像に近い画像を得ることができている。 β の値を、ノイズが無い時はある程度大きくすることによってエッヂを強調し、ノイズがある時は小さくすることによってノイズの影響を軽減している。このように、OS-BRでは適当な δ と β を設定することによりノイズの低減とエッヂの保存が同時に実現できることがわかった。問題点としては、最適な δ や β を見つける方法が確立されていないこと、ボテンシャル関数にも再考の余地があることなどがあげられる。

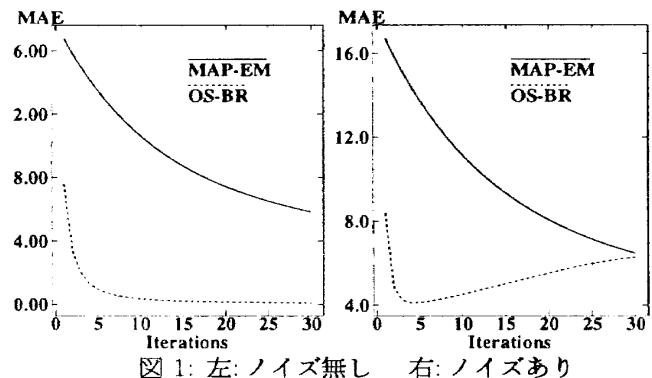


図1: 左: ノイズ無し 右: ノイズあり

参考文献

- [1] S. Geman and D. McClure, Proc Amer Statist Assoc Stat Comp Sect, pp. 12-18, 1985
- [2] H. M. Hudson and R. S. Larkin, IEEE Trans Med Imag, vol. 13, pp. 601-609, 1994