

投影数の修正による逐次近似画像再構成法の 検討

OGAWA, Koichi / 尾川, 浩一 / Morikawa, Kotoko / 森川, 琴
子

(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)

2

(開始ページ / Start Page)

380

(終了ページ / End Page)

380

(発行年 / Year)

2000-03-07

D-16-15

投影数の修正による逐次近似画像再構成法の検討

Comparative study on iterative image reconstruction using modification of the number of projections

森川 琴子 尾川 浩一

Kotoko MORIKAWA 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

投影データに不完全性がある場合にも比較的良好な画像再構成が行える方法として、期待値最大化 (EM: Expectation Maximization) アルゴリズムを用いた最尤 (ML: Maximum Likelihood) 推定法や、画像の先験的知識としての事前確率を組み込んだ最大事後確率 (MAP: Maximum A Posteriori) 推定法がある。しかし、これらの方法は収束に時間がかかるという欠点があった。そこで、投影データをいくつかのサブセットに分け、サブセット毎に画素値の修正を行う OS (Ordered Subset) アルゴリズムが提案された。OS アルゴリズムを ML-EM に組み込んだものが OS-EM、MAP-EM に組み込んだものが OS-BR (Bayesian reconstruction) である。しかし、OS アルゴリズムにもノイズの影響を受けやすいという欠点がある。収束が早く、しかもノイズにも強い方法を考案することを今回の目的としている。本研究ではサブセット内の投影数を変化させていく MOS (Modified OS)-BR において、さらにサブセットによる不均一性をなくす働きのある MRBI (Rescaled Block Iterative) を導入したものを提案する。RBI を ML-EM に組み込んだものを RBI-EM、MAP-EM に組み込んだものを RBI-BR、MOS-BR に組み込んだものを MRBI-BR とし、今回提案する MOS-BR と MRBI-BR について、他の手法との比較をすることで評価を行った。

2 アルゴリズム

2.1 OS-BR

OS-BR による再推定式は式 (1) のように表される。ここで、求める画像は J 個の画素で構成され、 λ_j^n は n 回目における画素 j の推定値とする。 i 番目の検出器で検出される投影の実測値を P_i 、画素 j から放出された光子が投影 i に検出される確率を c_{ij} とする。 R_i^n は n 回目における再構成画像の投影 i で検出される推定投影データである。 $U(\lambda_j^n)$ はエネルギー関数で、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。注目している画素 j と近傍画素 l の画素値の差を r 、ポテンシャル関数を $V(r; \delta)$ とする。 w_{jl} は画素 j, l 間の重み係数であり、 β はエネルギー関数の利き具合を調節するパラメータである。 δ は、注目する画素が近傍領域内にある一画素から受ける影響の度合を決定するパラメータである。

$$\lambda_j^{n+1} = \frac{\lambda_j^n}{\sum_{i \in S_t} c_{ij} \left(1 + \frac{1}{\beta} \frac{\partial U(\lambda_j^n)}{\partial \lambda_j^n} \right)} \sum_{i \in S_t} \frac{P_i c_{ij}}{R_i^n} \quad (1)$$

$$U(\lambda) = \sum_{l \in N_j} w_{jl} V(r; \delta) \quad (2)$$

2.2 RBI-BR

OS-BR による再推定式は式 (3) のように表される。今、

$$\alpha = 1 + \frac{1}{\beta} \frac{\partial U(\lambda_j^n)}{\partial \lambda_j^n}$$

とおくと、

$$\lambda_j^{n+1} = \lambda_j^n + [\eta_t] \left[\frac{\lambda_j^n}{\sum_i c_{ij} \alpha} \right] \left[\sum_{i \in S_t} c_{ij} \left(\frac{P_i}{\sum_k c_{ik} \lambda_j^n} - \alpha \right) \right] \quad (3)$$

サブセット t における η_t は以下の式で表される。

$$\frac{1}{\eta_t} = \max_j \left(\sum_{i \in S_t} c_{ij} \alpha / \sum_i c_{ij} \alpha \right) \quad (4)$$

2.3 MOS-BR と MRBI-BR

MOS-BR、MRBI-BR は、各々式 (1)、式 (3) のサブセット内の投影数を増やしていく方法である。例えば、投影数が 128 の場合、1、2、4、8、16、32、64、128 のように増やしていき、128 の時の計算が終わった時点で反復計算を終了する。

3 シミュレーション結果と検討

図 1 に Shepp ファントムの投影データ (カウント 850K) を用いてシミュレーションした場合の再構成画像を示す。なお、投影データには吸収を考慮してある。図 2 にこれらの画像再構成法の反復計算回数と MSE (Mean Square Error) の関係を示す。図 2 を見てわかるように、他の方法と比べて MOS-BR と MRBI-BR はノイズがある場合においても誤差の値が低く抑えられている。

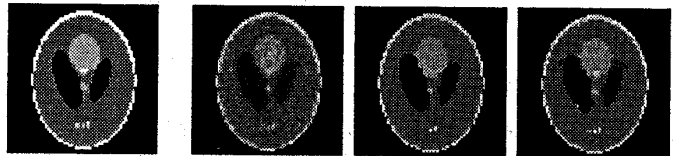


図 1: 左から: 原画像、OS-EM (従来手法) MOS-BR、MRBI-BR

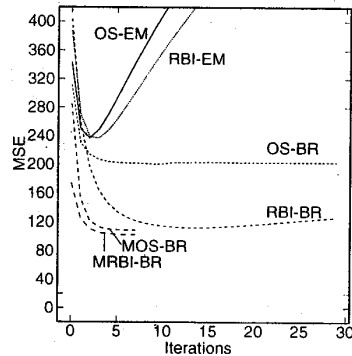


図 2: 反復計算回数と平均二乗誤差の関係

本論文では MOS-BR と MRBI-BR を他の方法と比較した。サブセット内の投影データの数を増やしていくことによりノイズがある投影データからでもきれいな再構成画像を得ることができ、また、計算回数も少なくて済むことから、この手法が有効であるといえる。