

D-16-10 少数投影からの脳血管画像再構成

OGAWA, Koichi / 尾川, 浩一 / Ohura, Naoko / 大浦, 直子

(出版者 / Publisher)

電子情報通信学会

(雑誌名 / Journal or Publication Title)

電子情報通信学会ソサイエティ大会講演論文集 / 電子情報通信学会ソサイエティ大会講演論文集

(開始ページ / Start Page)

240

(終了ページ / End Page)

240

(発行年 / Year)

1999-08-16

D-16-10

少数投影からの脳血管画像再構成

Vascular reconstruction from few projections

大浦 直子 尾川 浩一
Naoko OHURA 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

放射線治療において重要な病巣部の3次元的位置決定をX線CT(computed tomography)を用いず、より簡易なX線装置で撮影された2次元画像から実現し、CTと同等な精度の位置決定が行えるシステムを構築することを目的としている。

一般にCT画像の再構成法は解析的方法が用いられており、十分なサンプリング密度を持つ投影データを必要とするため少数方向の投影データからは再構成を行うことができない。そこで、統計的手法に基づいた逐次近似的な手法である最大事後確率(MAP: Maximum A Posteriori)推定による期待値最大化(EM: Expectation Maximization)アルゴリズムを用いた画像再構成法(MAP-EM)により再構成を行った。これは最尤推定によるEMアルゴリズムに、画像の先験的知識を表す事前確率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手法である。しかしながら、MAP-EM法は収束に時間がかかるため、本研究では、MAP-EM法を用いた新たな高速化法を提案する。

2 提案する画像再構成手法

MAP-EM法の再構成時間を高速化するため、画像再構成のプロセスを2段階にわけ、はじめに再構成された画像の画素値を用いたペナルティ関数を導入する。はじめの再構成過程では、ギブス分布を用いたMAP-EM法により再構成を行う。そこで得られた推定画像を次の再構成過程のペナルティ関数として用いると、再推定式は式(1)のように表される。

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

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

$$\eta_j = \lambda_j^{(10)} \quad (3)$$

$$W(\eta_j) = \exp(-a \cdot \eta_j^2) \quad (4)$$

ここで、求める画像は J 個の画素で構成されているものとし、 λ_j^n は計算回数 n における画素 j の推定値とする。検出器の総数を I 、 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 は計算回数 n 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($R_i^n = \sum_{j \in I_i} c_{ij} \lambda_j^n$)。 $U(\lambda_j^n)$ 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し、注目画素 j と近傍画素 l の画素値の差を $r(= \lambda_j - \lambda_l)$ 、近傍画素の集合を N_j 、ポテンシャル関数を $V(r; \delta)$ とすると式(2)で表される。 w_{jl} は画素 j 、 l 間の重み係数であり、 j 、 l 間の距離の逆数とした。 β はエネルギー関数の利き具合を調節するためのパラメータ、 δ はポテンシャル関数の正規化定数で、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。 η_j は第一段階の再構成における最終推定画像であり、今回のシミュレシ

ョンではこの計算回数を10回に設定した(式(3))。 $W(\eta_j)$ は式(4)のような再構成計算の収束時間を速めるペナルティ関数で、 γ はペナルティ関数の利き具合を調節する係数、 a はスケールングファクタである。

3 シミュレーション結果と検討

提案手法の有効性を確かめるために、従来の手法と提案手法を比較するシミュレーションを行った。図1のような2本の螺旋形を組み合わせたファントム(画像サイズ $64 \times 64 \times 64$ [pixel])を作成し、投影は4方向(右 90° , 45° , 左 45° , 0°)および6方向(右 90° , 60° , 30° , 左 60° , 30° , 0°)からとした。

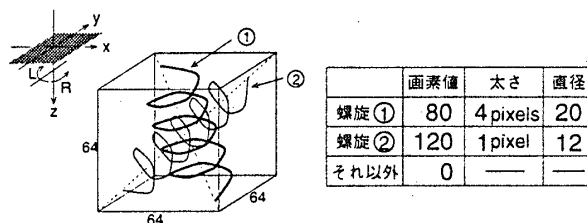


図1: ファントム

ポテンシャル関数として一次微分関数が $r = \delta$ において最大値1をもつ関数

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

を用い、 $\beta = 100$, $\gamma = 10$ に設定した。反復計算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2に示す。

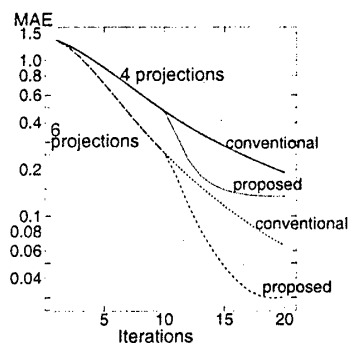


図2: 平均絶対誤差(MAE)

γ と a については、もっとも誤差の少なかった場合(4方向では $\gamma = 0.5, a = 0.002$ 、6方向では $\gamma = 1.2, a = 0.003$)を示した。図2を見てわかるように、投影数によらず通常のMAP-EM法を用いた場合に比べて提案した手法の方が急激に誤差が減少している。この提案手法が、少数方向からの投影データによる画像再構成の高速化に有用である事がわかった。