

少数方向の投影データを用いた正確な血管画像再構成

梶浦 勇生 尾川 浩一
法政大学大学院工学研究科情報電子工学専攻

国枝 悦夫
慶応義塾大学医学部放射線科

本研究の目的は、少数の二次元投影データのみを用いて、血管を正確に再構成することである。少数のデータからの画像再構成では逐次近似法の一つである MAP-EM法が有効であるが、これは収束が遅く、さらに微細血管を正確に再構成することが難しい。この問題を解決するため、提案する再構成手法では再構成過程を二つのステップに分けた。第一ステップでは MAP-EM法により推定画像を得る。次にその推定画像を用いて新たなペナルティ関数を組み込んだ再構成を行う。ここで導入したペナルティ関数は血管の連続性を考慮するものである。本論文ではこの手法の有効性を証明するためシミュレーションと実験を行い検討した。その結果、提案する手法では収束性の問題が改善され、再構成画像で微細血管が途切れにくくすることを可能とした。これにより、より正確な三次元血管画像再構成を実現できた。

1. はじめに

脳動脈瘤は出血をきたし致死的となる疾患であるが、この主たる治療方法である定位手術的 X線照射において疾患部の空間的位置を知る事は非常に重要である。このことから今まで様々な方法が提案されているが [1]-[5]、いまだに優れた再構成法がない。代表的な三次元再構成法としてパイプレン法 [1]-[3] と X線 CT を用いる再構成法 [4] がある。さらに最新のアンギオ装置は高速で正確に回転しながら撮影することが可能なため、精度の高い血管の三次元映像化を実現しつつあるが、高価かつ被曝線量が大いという問題がある。本研究では、現在広く用いられているイメージンテンシファイアと X線管球を有する低コストのアンギオ装置を用いて、血管の高精度な三次元映像化を行うことを目的としている。

この論文で我々は、少数の投影データを用いる逐次的な再構成手法を提案する。ML-EM法 [6]-[9] や MAP-EM法 [10]-[16] などの逐次近似的なアルゴリズムは投影数やジオメトリに制限がある場合でも比較的良好な再構成画像を得ることが可能である。この MAP-EM 画像再構成は、画像を平滑化するような事前確率を組み込むことによって統計的なノイズを抑えることを可能としたため、ML-EM 画像再構成より高画質な再構成画像を得ることができる。しかし、従来の逐次近似法は収束に長い時間がかかるという問題があった。

そこで我々は、1999年に少数方向の投影データから血管部を高精度かつ高速に映像化する手法 [17] を提案した。これは、統計的手法を用いて血管を三次元的に映像化するというものであったが、統計的手法における収束の遅さという欠点を克服するために、再構成画像の画素値を二乗した値にもとづいて血管部以外の画素値の増大を抑えるペナルティ関数を導入した。その結果、収束時間を短縮し、比較的良好な再構成画像を得ることができた。しかし、微細血管の連続性が不十分であるという問題があった。そこで、反復的な画像再構成の過程において途切れてしまうような微細血管の連続性を確保しながら、ノイズの影響も受けにくい新たな手法を考案した。この手法は MAP-EM法において、血管部では画素値の相関が連続して大きいことを考慮したペナルティ関数を組み込

んだものである。

2. 画像再構成手法

2.1. MAP-EM法による画像再構成

これは EM アルゴリズムを用いた最尤推定において、画像の先験的知識を表す事前確率を組み込む事により再構成画像の精度を向上させる手法である。MAP-EM法の再推定式は式(1)のように表される。

$$\hat{e}_j^{n+1} = \frac{\hat{e}_j^n \sum_{i \in J_j} c_{ij} P_i}{\sum_{k \in I_i} c_{ik} \hat{e}_k^n} \dots \dots \dots (1)$$

ここで、求める画像の領域は J 個の画素で構成されているものとし、反復計算回数 n における画素番号 j の推定値を \hat{e}_j^n とする。検出器の総数を I とする。また投影番号 i で検出される投影の実測値を P_i 、画素 j から放射された光子が検出器 i に検出される確率を c_{ij} とする。さらに、投影 i に関わる画素の集合を I_i 、画素 j に関わる投影の集合を J_j とする。

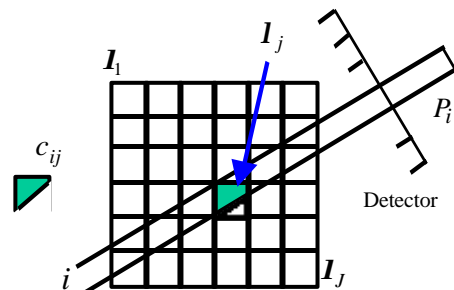


図 1. 記号の定義

$U(\hat{e}_j^n)$ は注目する画素がその近傍画素から受ける影響を表すエネルギー関数で、 \hat{e}_j^n 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である。注目画素 j と近傍画素 l の画素値の差を $r (= |j - l|)$ 、画素 j の近傍画素の集合を N_j 、ポテンシャル関数を $V(r; \ddot{a})$ とすると $U(\ddot{e}_j^n)$ は(2)式のように表される。

$$U(\ddot{e}_j^n) = \sum_{l \in N_j} w_{jl} V(r; \ddot{a}) \quad \dots\dots\dots (2)$$

ここで w_{jl} は画素 j, l 間の重み係数であり、ここでは画素 j, l 間の距離の逆数とした。近傍系としては、三次近傍(注目する画素に隣接する 26 画素)まで考慮に入れた。また、ポテンシャル関数は一次微分関数が $r = 1$ において最大値 1 を持つ(3)式に示す関数を用いた。ここでは、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。

$$\frac{\partial V(r; \ddot{a})}{\partial r} = \frac{16(r/\ddot{a})}{(3 + (r/\ddot{a})^2)^2} \quad \dots\dots\dots (3)$$

2.2. 提案する再構成手法

次に、血管の連続性を考慮した新たな手法を提案する。この手法では二つのステージで画像を再構成する。まず、第一ステージで MAP-EM法による再構成で多少粗い画像を得る。次に第二ステージでは、最初の再構成過程で得られた推定画像(ex. 15 回の反復計算後の再構成画像)を用いたペナルティ関数を MAP-EM法の再推定式に組み込み再構成を行う。この推定画像は血管を映像化する際に重要な血管の連続性などの情報を持っているため、この情報を利用して再構成することで正確な形状を保持しつつ、収束を速めることが可能となる。(4)式にその再推定式を示す。

$$\ddot{e}_j^{n+1} = \frac{\ddot{e}_j^n \sum_{i \in J_j} c_{ij} P_i}{\sum_{i \in J_j} c_{ij} \mathbf{z}} \sum_{k \in I_i} c_{ik} \ddot{e}_k^n \quad \dots\dots\dots (4)$$

$$\mathbf{z} = 1 + \frac{1}{\ddot{a}} \frac{\partial U(\ddot{e}_j^n)}{\partial \ddot{e}_j^n} + \frac{1}{\ddot{a}^n} \cdot W(\zeta_j) \quad \dots\dots\dots (5)$$

$$W(\zeta_j) = \exp\left(-\mathbf{a} \prod_{k=1}^3 \zeta_{jk}\right) \quad \dots\dots\dots (6)$$

$$m = \max_{l \in N_j} |\ddot{e}_j - \ddot{e}_l| \quad \dots\dots\dots (7)$$

画像再構成の手順は、最初の再構成過程で MAP-EM法による画像再構成を行い、血管と思われる部分とそれ以外とを分離する。この s 回目の最終推定画像を $\mathbf{h}_s = \ddot{e}_j^s$ とする。そして、 $W(\mathbf{h}_s)$ を式(6)のペナルティ関数として用いる。これは血管が少なくとも 3 つのボクセルから成り、連続した大きな値で表されることを利用し、血管とそうでない部分を差別化する働きをする。図 2 は値の大きな 3 つのボクセルが連続する最も細い血管部を描いたものである。 \mathbf{h}_1 を注目画素とすると近傍画素(26 個)の中で \mathbf{h}_1 の値に最も近い値を持つ画素を \mathbf{h}_2 、次に近い値を持つ画素を \mathbf{h}_3 としている。このペナルティ関数 $W(\mathbf{h}_s)$ を組み込んだ新たな再推定式を用いて s_{+1} 回目より再び反復的に再構成

を行う。ここで m はペナルティ関数の利き具合を調節するパラメータ、 \mathbf{a} はスケーリングファクタである。 m は明らかに血管と判断される血管部とそうでない部分を区別できた場合に、血管部の値が大きくなりすぎないように調節するためのものである。

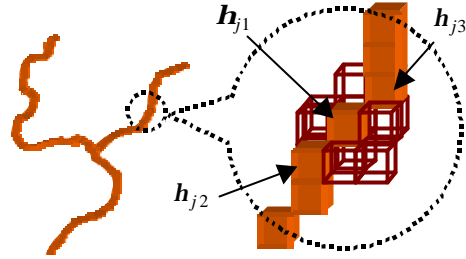


図 2. 血管の連続性

3. シミュレーションと結果

3.1. シミュレーションファントムとデータ収集条件

提案した手法の有効性を示すため、MAP-EM法と提案する手法を用いて画像再構成を行い再構成画像の画質を比較した。シミュレーションでは、図 3 に示すような血管をイメージしたファントムを用いた。これは中央部にいくほど徐々に値が小さくなる血管(A)-(C)及び血管径が中央ほど細くなる血管(D)から成る。血管(A)の直径は、1 × 1 (B)と(C)が 2 × 2 である。(A)-(C)では、値を 100 から 20 に徐々に変化させ、(B)では中心部を 1 とした。また(D)は徐々に細くなる血管をイメージして、直径を 9 から 1 に変化させた。

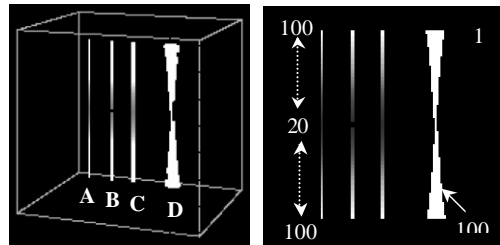


図 3. シミュレーションファントム

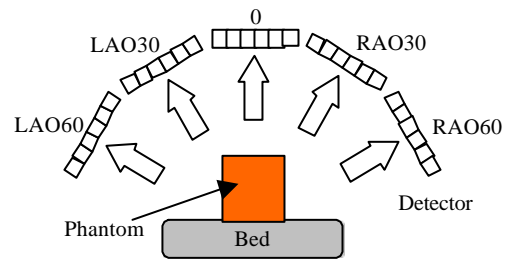


図 4. データ収集ジオメトリ

画像サイズは $128 \times 128 \times 128$ [voxel]、ボクセルサイズ $0.1 \times 0.1 \times 0.1$ [cm³] である。投影データは、図 4 のように 5 方向(RAO 60°、30°、0°、LAO 30°、60°)から得るものとした。また投影ピン数は 128×128 とした。さらに再

構成において反復計算の総数は 20 回に設定し、パラメータは 200、 λ は 10 を使用した。また、パラメータ α は 1.15、スケールファクタ β は 0.005 を使用し、第一ステージ終了の計算回数 s は 15 に設定した。

3.2. シミュレーション結果

再構成画像の中心スライス面を図 5 に示す。図の左は MAP-EM 法により得た再構成画像であり、右は提案する手法で得た再構成画像である。図 6-8 は血管ファントム (B)-(D) における再構成画像のプロファイルを表している。

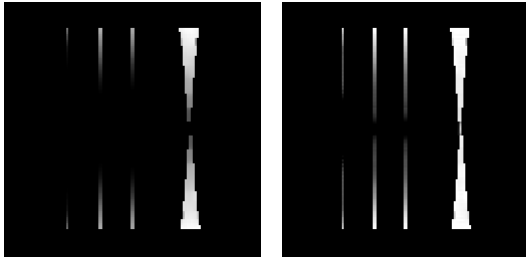


図 5. 再構成画像のスライス面(左:MAP-EM 法、右:提案手法)

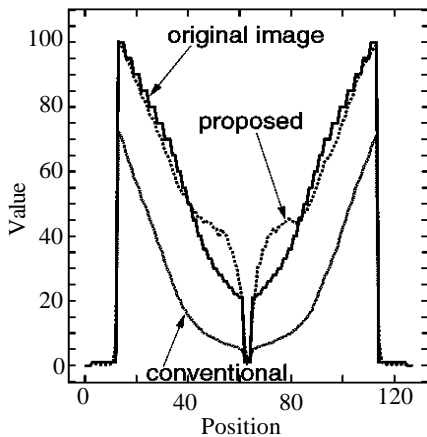


図 6. 再構成画像のプロファイル (血管 B)

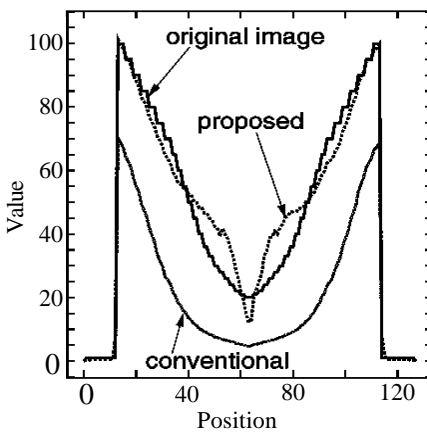


図 7. 再構成画像のプロファイル (血管 C)

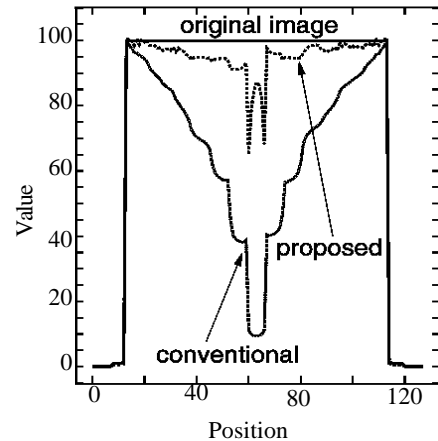


図 8. 再構成画像のプロファイル (血管 D)

従来の方法である MAP-EM法と提案する手法による再構成画像及びプロファイルを比較するとわかるように、提案する手法は、微細血管部や薄くなってしまった血管部において高い精度を持っていることが理解できた。

4. 実験と結果

4.1. 実験ファントムとデータ収集条件

次に我々は、実験ファントムを血管造影装置により撮影し、得られた数枚の X 線画像から再構成を行った。そして提案する手法の精度を検証した。実験装置は GE ADVANTX ACT を使用し、LAO60° から RAO60° まで 30° おきに撮影し得たアンギオ画像 (全部で 5 方向) を投影データとして使用した。データ収集コンディションは表 1 に示す。

表 1. 再構成画像の平均二乗誤差

管電圧	70.0 [kVp]
管電流	50.0 [mA]
照射時間	約 9.6 [ms]
Field of view	9.0 [inch]
線源と II の距離	110.0 [cm]

今回の実験では、図 9 に示すワイヤーファントムを用いた。これは直径 2.5[mm] のアルミニウムワイヤーから成る。また、細くなった脳血管 (梗塞部) をシミュレートするため小さな値を持つ二つのエリアを作成した。



図 9. 実験ファントム (写真)

実際に撮影し得られた画像からファントム部のみを抽出したところ、画像サイズが 318×318 [pixel] (ピクセルサイズ 0.49×0.49 [mm²/pixel]) であった。本研究では、計算時間を短縮するために再構成前に 159×159 [pixel] に縮小したものを投影データとして使用した。その投影データを図 10 に示す。

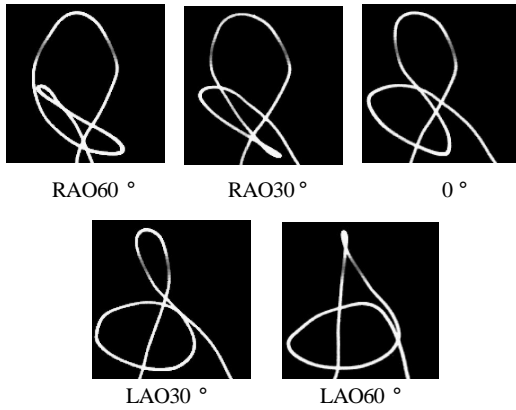
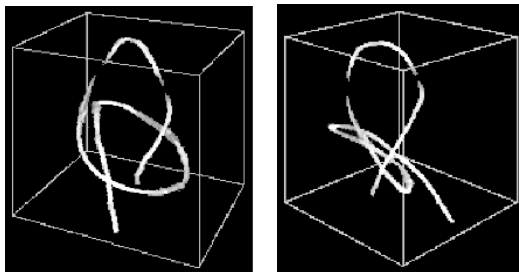


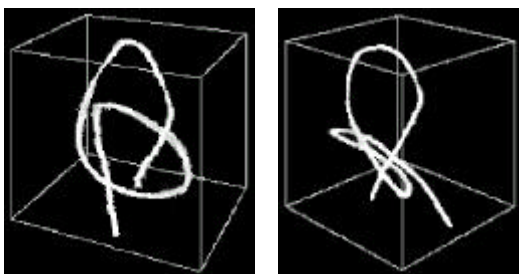
図 10. 投影データ

4.2. 実験結果

図 11 は再構成された三次元画像である。パラメータの値はシミュレーションとすべて同じ値を用いた。これらの再構成画像を比較して理解できるように、提案する手法による再構成は血管の連続性を改善しており、良好な画像を得ることができた。この結果は、シミュレーション結果と同様であった。



従来の MAP-EM 法



提案する手法

図 11. 再構成画像の三次元表示
(上: MAP-EM 法、下: 提案する手法)

5. 考察

臨床における重要性から脳血管の三次元映像化は様々な方法が提案されている。しかし、未だに優れた手法はない。Bullitt らは、パイプレーン法による 3 次元再構成 [1] を提案しているが 2 方向のデータからでは正確に血管を描くのは難しく、補助データを必要とする。また R. Ning and R.A. Kruger は、CT を用いて空間分解能の高い 3 次元画像の再構成 [4] に成功しているが、しかし CT は本来診断用の装置であり血管造影画像に比べ容易に治療に利用するのは難しい。最近では、高速で正確に回転しながら撮影することが可能なアンギオ装置が開発されたため、精度の高い血管の三次元映像化が実現しつつあるが、高価かつ被曝線量が大きという問題がある。

我々の提案したシステムの利点は、少数方向から撮影されたアンギオ画像のみから再構成を行っている点である。パイプレーン法のように 2 方向ではデータが少なすぎるが、我々が行った本報告でのシミュレーション結果によれば 5 方向程度の投影データがあれば再構成は可能であった。さらに、提案する手法での再構成は、高い空間分解能を持つ画像を得ることができた。そして我々はそのことを実験でも証明した。このことから我々の手法は血管再構成において、微細血管部なども正確に再構成できるため、従来の方法よりも優れているといえる。

一方で、血管部の周辺部にわずかに残る連続的なノイズを除去することは難しい。第一ステージ終了時にこのノイズが大きい場合、血管部と区別することが困難なため血管部同様に値を強調してしまう。これは、明らかに再構成画像の劣化につながる。現時点でこの問題を完全に解決することは不可能であるが、パラメータをうまく調節することで可能な限り劣化を抑えることは可能と考える。これらのことから、より完全な再構成はさらなる工夫が必要であると考えられる。

6. まとめ

我々は、少数方向の投影データのみからの三次元血管画像再構成を提案した。そして MAP-EM 法に新たなベナルティ関数を組み込むことで血管の連続性を改善することが可能となった。

参考文献

- [1] E. Bullitt, M. Soltys, J. Chen, J. Rosenman and S.M. Pizer, "Three-dimensional reconstruction of intracranial vessels from biplane projection views," *Journal of Neuroscience Methods*, vol. 66, pp. 13-22, 1996.
- [2] C.J. Henri and T.M. Peters, "Three-dimensional reconstruction of vascular trees. Theory and Methodology," *Med. Phys.*, vol. 23, pp. 197-204, 1996.
- [3] C.J. Henri and T.M. Peters, "Three-dimensional reconstruction of vascular trees: Experimental evaluation," *Med. Phys.*, vol. 23, pp. 617-627, 1996.
- [4] R. Ning and R.A. Kruger, "Image Intensifier-Based Computed Tomography Volume Scanner for Angiography," *Acad Radiol.*, vol. 3, pp. 344-350, 1996.
- [5] B.A. Schueler, A. Sen, H. Hsiung, R.E. Latchaw and X. Hu, "Three-dimensional Vascular Reconstruction with a Clinical X-ray Angiography System," *Acad Radiol.*, vol. 4, pp. 693-699, 1997.
- [6] A. J. Rockmore and A. Macovski, "A maximum likelihood approach to emission image reconstruction from projections," *IEEE Trans. Nucl. Sci.*, vol. NS-23, pp. 1428-1432, 1976.

- [7] L.A. Shepp and Y. Vardi, "Maximum likelihood reconstruction for emission tomography," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 1, pp. 112-121, 1982.
- [8] K. Lange and R. Carson, "EM reconstruction algorithms for emission and transmission tomography," *J. Comput. Assist. Tomog.*, vol.8, pp. 306-316, 1984.
- [9] K. Lange , M. Bahn and R. Little, "A theoretical study of some maximum likelihood algorithms for emission and transmission tomography," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. MI-6, pp. 106-114, 1987.
- [10] S. Geman and D. Geman, "Stochastic relaxation, Gibbs distributions and the Bayesian reconstruction of images," *IEEE Trans. Pattern and Machine Intell.*, vol. 6, pp. 721-741, 1984.
- [11] S. Geman and D. E. McClure, "Bayesian image analysis: An application to single photon emission tomography," *Proceedings of the Statistical Computing Section, Amer. Statist. Assoc., Washington, D. C.*, pp. 12-18, 1985.
- [12] E. Levitan and G. T. Herman, "A maximum *a posteriori* probability expectation maximization algorithm for image reconstruction in emission tomography," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. MI-6, pp. 185-192, 1987.
- [13] P. J. Green, "Bayesian reconstructions from emission tomography data using a modified EM algorithm," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. MI-9, pp. 84-93, 1990.
- [14] K. Lange, "Convergence of EM image reconstruction algorithms with Gibbs smoothing" *IEEE Trans. Med. Imag.*, MI-9, pp. 439-446, 1990.
- [15] D. S. Lalush and B. M. W. Tsui, "Simulation evaluation of Gibbs prior distributions for use in maximum *a posteriori* SPECT reconstructions," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. MI-11, pp. 267-275, 1992.
- [16] D. S. Lalush and B. M. W. Tsui, "A generalized Gibbs prior for maximum *a posteriori* reconstruction in SPECT," *Phy. Med. Boil.*, vol. 38, pp. 729-741, 1992.
- [17] N. Ohura, K. Ogawa and E. Kunieda, "Fast vascular reconstruction with MAP-EM method from few projections," *IEEE Nucl. Sci. Symp. and Med. Imag. Conf.*, vol. 3, pp. 1168-1172, 1999.

キーワード.

血管画像、画像再構成、MAP-EM法、アンギオグラフィ、定位手術的照射

Summary.

Accurate vascular reconstruction with MAP-EM method from few projections

Yuki Kajiura Koichi Ogawa
Graduate School of Engineering, Hosei University

Etsuo Kunieda
Dept. of Radiology, School of Med., Keio University

We proposed a new image reconstruction method of intracerebral vessels from few two-dimensional projection data. This method uses an iterative image reconstruction method, Maximum A Posteriori - Expectation Maximization method. In order to increase the convergence speed, we modeled the reconstruction process with two stages and introduced a penalty function which enables us to keep the continuity of blood vessels. We evaluated the proposed method by means of a simulation phantom and an experiment phantom made with a curved wire. The number of projection views used was five (RAO 60, 30, LAO 60, 30 and 0 deg.). The quality of the image was evaluated by the profiles of reconstructed three-dimensional images. These profiles showed the improvement in voxel values at low voxel-value areas with the proposed method. The results showed that the proposed method was useful for the reconstruction of vessels with few projections.

Keywords.

Vascular Image, Image Reconstruction, Maximum A Posteriori - Expectation Maximization, Angiography, Radiosurgery