

最尤推定-期待値最大化法を用いた単一光子放射型 CT の画像再構成

小尾 高史

単一光子放射型 CT (SPECT) は、体内に投与された放射性核種 (RI) の分布を画像化する装置であり、核医学の分野で重要な診断装置のひとつである。陽電子放出型 CT (PET) と異なり放射性薬剤の入手が比較的容易であることから、すでに多くの医療機関で用いられているが、体内における放射線の吸収や散乱の影響を受けやすく、体内放射能分布を定量的に測定することが難しいといった問題をもつ。

本稿では、このような問題を解決するための画像再構成アルゴリズムとして研究が進められている最尤推定-期待値最大化 (ML-EM) アルゴリズムを用いた SPECT 画像再構成手法を紹介する。紹介する手法では、ML-EM アルゴリズムを用いて投影データに含まれる散乱線成分を推定した後、散乱線成分を除去した観測データを用いて画像再構成を行うことで、従来の散乱線補正法と比較して高精度の再構成像を得る。

1. ML-EM を用いた SPECT 画像再構成

SPECT では、体内の RI より放出される単一 γ 線を体外に配置した検出器を用いて計測することで、データ (投影データ) を得る。この投影データと推定すべき体内放射能分布との関係は一般に次のように記述される。

$$\mathbf{g} = \mathbf{H}\mathbf{f} + \mathbf{n} \quad (1)$$

ここで、 $\mathbf{g} = [g_1, \dots, g_N]$ は観測された投影データを、 $\mathbf{f} = [f_1, \dots, f_M]$ は体内の放射能分布をベクトル表記したものである。また、 \mathbf{H} は \mathbf{g} と \mathbf{f} を結びつけるシステムマトリクス、 \mathbf{n} はノイズを表す。

最尤推定とは、式(1)で表される \mathbf{g} と \mathbf{f} に対して、ある \mathbf{f} を仮定したときに投影データ \mathbf{g} が得られる確率、すなわち尤度 $p(\mathbf{g}|\mathbf{f})$ を最大にする \mathbf{f} を求める推定法であり、物体に関する先験知識がない場合におけるウィナー推定の一種と考えることもできる。

期待値最大化 (ML-EM) アルゴリズム¹⁾とは、この最

尤推定を得るためのアルゴリズムのひとつであり、実際に得られる投影データ \mathbf{g} に基づく最尤推定が困難な場合に、もし観測されれば尤度の計算が容易になる仮想的なデータ (これを完全データと呼ぶ) を想定し、これに対する最尤推定を利用することで、逐次的に \mathbf{g} に対する最尤推定を与える手法である。本稿では、SPECT 画像再構成に対する ML-EM の具体的な定式化は行わないが、文献 2), 3) などに詳しく記述されているので参照されたい。

ML-EM は、投影データの統計的性質や再構成像が非負であるなどといった物理的特性を自動的に満足することができ、また、散乱線を含めた光子の入射確率を定義することで、画像再構成と散乱線補正を同時に行えるという利点ももつ。しかし、その反面、解の収束に多大な時間を要する。このため、投影データをいくつかのサブセットに分割し、反復処理の高速化を図った ordered subsets-EM (OS-EM) 法⁴⁾が広く用いられている。しかしながら、反復回数の増加に伴って、再構成雑に含まれる雑音が強調されてしまう、反復回数を何回にするべきかという理論的規則がないといった問題が報告されている。

2. 投影データに含まれる散乱線成分の推定

SPECT における投影データは、RI から発生した γ 線が直接ディテクターに入射する直進成分と、体内の組織により散乱され入射する散乱線成分の和によって表される。ここで、散乱線成分は、放射能分布の細かい構造を反映するものではないため、これを含んだ投影データを用いて再構成を行うと推定像のぼけや定量性悪化等の原因となる。これに対して、投影データに含まれる散乱線成分を推定し、除去する手法の研究^{5,6)}が行われているが、精度のよい推定を実現することは難しい。

Fast estimation of scatter components (FESC)⁷⁾ と呼ぶ手法では、OS-EM 法を用いて 1 回の反復演算により放射能分布の近似画像を推定し、散乱線の入射確率を用いて再投影することで、高速に散乱線成分の推定を行う。先に述べたように、散乱線成分には放射能分布の細部からの影響は少ない、つまり、放射能のおおよその分布がわかれば

東京工業大学情報工学研究施設 (〒226-8503 横浜市緑区長津町 4259)
E-mail: obi@isl.titech.ac.jp

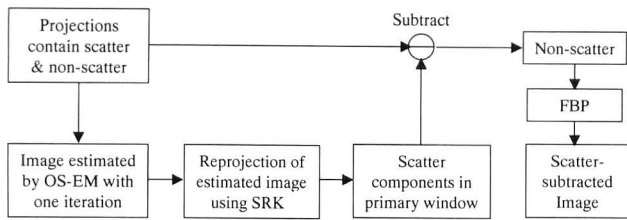


図1 FESC の処理の流れ. SRK: 散乱線入射確率.

散乱線成分を精度よく推定することが可能である。また、OS-EM 法の反復演算においては、推定物体を構成する低周波数成分がより速く収束することから、ほぼ1回の反復演算で散乱線成分の推定に必要な放射能分布の推定が可能である。

そして、このようにして推定された散乱線成分を観測データから除去し、filtered backprojection (FBP) 法を用いて SPECT 画像再構成を行う (図1)。

これにより FESC では、OS-EM 法の最適な反復回数の決定方法が解明されていないという問題を避け、同時に従来の散乱線補正法と比較して高精度の散乱線推定・SPECT 画像再構成を行うことが可能となる。

3. 実験

FESC の有効性を示すために行った実験の結果を示す。実験に使用したファントムは、アクリル製の大きな円筒内に、7つの小円筒を配置したものである。大円筒および5つの小円筒内には、^{99m}Tc を注入し、残りの2つの小円筒には水を満たしてある。図2に提案手法、および従来法である dual⁵⁾ および triple windows⁶⁾ 法を用いて散乱線除去を行い放射能分布を推定した結果を示す。この結果から提案手法では、従来法と比較し、定量性を確保し、ノイズを抑制した再構成像が得られていることがわかる。

本稿では、ML-EM アルゴリズムに基づき SPECT 画像再構成法を紹介し、ML-EM を用いて高速に散乱線補正を行う手法、およびその有効性を実験的に示した結果を示した。

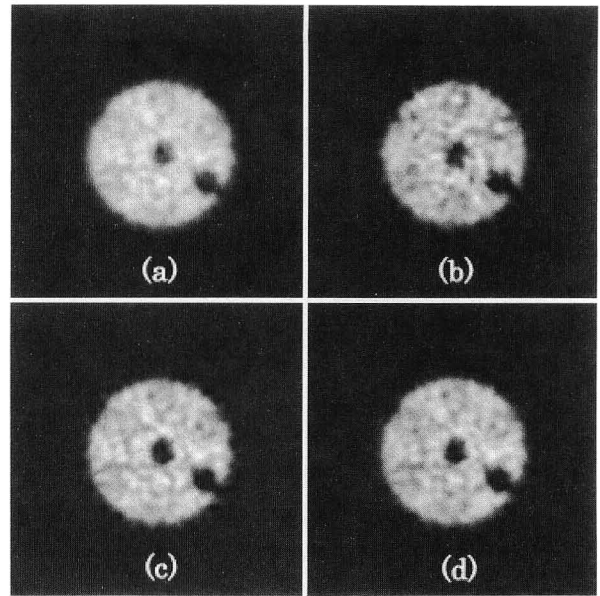


図2 再構成像の比較。(a) 散乱線補正なし、(b) 従来法1 (triple window 法)、(c) 従来法2 (dual window 法)、(d) 提案手法。

文 献

- 1) G. J. McLachlan and T. Krishnan: *The EM Algorithm and Extensions* (John Wiley & Sons, New York, 1996).
- 2) L. A. Shepp and Y. Vardi: "Maximum likelihood reconstruction for emission tomography," *IEEE Trans. Med. Imag.*, **1** (1982) 112-121.
- 3) 村山秀雄, 羽石秀昭, 田川憲男, 篠原広行, 尾川浩一, 鈴木茂人: "核医学における逐次近似型画像再構成法の基礎と特徴", *放射線医学物理*, **19** (1999) 130-204.
- 4) H. M. Hudson and S. L. Richard: "Accelerated image reconstruction using ordered subsets of projection data," *IEEE Trans. Med. Imag.*, **13** (1994) 601-609.
- 5) R. J. Jaszczak, K. L. Greer, C. E. Floyd, Jr., C. C. Harris and R. E. Coleman: "Improved SPECT quantification using compensation for scattered photons," *J. Nucl. Med.*, **25** (1984) 893-900.
- 6) K. Ogawa, Y. Harata, T. Ichihara, A. Kubo and S. Hashimoto: "A practical method for position-dependent Compton-scatter correction in single photon emission CT," *IEEE Trans. Med. Imag.*, **10** (1991) 408-412.
- 7) Z. Liu, T. Obi, M. Yamaguchi and N. Ohyama: "Fast estimation of scatter components using the ordered subset expectation maximization algorithm for scatter compensation," *Opt. Rev.*, **6** (1999) 415-423.

(2000年1月18日受理)