

第66回総会学術大会シンポジウム 2

会期：2010 年 4 月 10 日

会場：パシフィコ横浜会議センター

「PET および PET/CT における画像再構成法の特徴と問題」

座長集約

大西英雄

県立広島大学大学院保健福祉学専攻

1. PET データの成立ちと画像再構成の考え方

北村圭司

(株)島津製作所

2. 最先端画像再構成法の理論と実際 —PET での実装を中心に—

山谷泰賀

放射線医学総合研究所分子イメージング研究センター

3. 臨床機における画像再構成・処理法の比較検討(1)

坂口和也

放射線医学総合研究所分子イメージング研究センター

(現 北里大学医療衛生学部)

4. 臨床機における画像再構成・処理法の比較検討(2)

菱沼 誠

仙台厚生病院放射線部

座長集約

Symposium

大西英雄

県立広島大学大学院保健福祉学専攻

近年の PET (positron emission computed tomography) 装置の技術的進歩は目を見張るものがある。本来 PET 検査自体は生体内の病的変化を比較的初期の段階で検出することができる。そのような性能を最大限に生かし、より理解しやすい画像提供がわれわれ技術者に求められている。私は、「Better な画像でなく Best な画像を提供する」を行うためには、画像再構成法の原理およびその応用ならびにその特徴を十分理解したうえで、PET の画像再構成を行う必要があると考える。従来のシンポジウムで余り語られていない画像再構成法の内容をじっくりと検証し、方法論の理解とその特徴を把握するために、「PET および PET/CT における画像再構成法の特徴と問題」を取り上げた。

本シンポジウムは、日頃画像再構成法を行う時の問題点などを再認識することを目的に、PET の画像再構成法について基礎的な内容から臨床応用まで幅広い内容を 4 名のシンポジストの皆様にご発表をお願いした。

北村圭司氏は、PET 装置を製作するメーカーサイドから PET データの成立ちと基礎的な画像再構成の考え方をわかりやすく解説した。PET 画像再構成の目的は、消滅 γ 線の同時係数データから被検体内の放射性医薬品分布を正確に推定することであり、その画素値が放射性薬剤の分布の定量値のばらつき(バイアスと分散が小さい)画像を得ることである。そ

の再構成法は解析的画像再構成法[FBP(filtered back projection), 3D-RP(three-dimensional reprojection)法など]と統計学的画像再構成法[EM(expectation maximization)アルゴリズム, OS-EM(ordered subset EM), RAMLA(row action maximum likelihood algorithm), DRAMA(dynamic RAMLA)など]に大きく分類することができる。近年の PET 装置は LOR (line of response)での 3D 収集が一般的であり、それぞれの LOR はヒストグラム化され、3D のサイノグラムなどに変換される。このサイノグラムは前述した解析的画像再構成法も利用できるが、最近では統計学的画像再構成法が多く用いられている。特に緩和係数の概念を導入した DRAMA などは雑音低減と分解能向上を実現している。今後は、放射線事象を時系列に並べたリストモードの画像再構成法が主流となると述べた。

山谷泰賀氏は、最先端の画像再構成理論とその内容について PET での実装を中心に述べた。システムとしての医用画像診断装置を考える場合、被検体の物理量は検出器系やデータ収集系を経て観察系に入る(順変換)。画像再構成手法はその順変換の逆変換を行い被検体の情報を得る。そのため逆変換時での正確なモデル化が重要となるが、そのモデル化には検出器応答やノイズモデルなどを導入する必要があると解説した。そのモデル化が ordinary Poisson 法概念である。OP-EM(ordinary Poisson-EM)法はコン

トラスト回復が若干遅いものの雑音等価計数においては良い特性を示す。また、検出器応答を組み込んだ DOI-TOF(depth of interaction-time of flight)法などは、画質向上にかなり効果的である。逐次近似再構成法においては、標的物体の場所に依存して分解能(分解能値の物体依存性)を示すので逐次近似法の分解能測定の一歩きには注意すべきであると述べた。

坂口和也氏は、臨床機の搭載されている画像再構成の特徴とその評価法について解説を加えた。最近では 3D 収集が盛んになり 3D 再構成法が主流となっている。“fore+2D-OSEM, fore+2D-RAMLA and DRAMA, OP-OSEM”と多種多様な再構成法が世に出ているが、特に実装の多様化によって名称の不透明化が生じ、メーカーの商品名などで呼ばれる傾向がある。例えば、OP-OSEM 法である VUE Point Plus(GE 社)、HD recon(SIEMENS 社)など、3D-RAMLA 法で束ねがない 3D-LOR(Philips 社)などがその例である。また、シミュレーションデータを元に個々の再構成法の特徴を紹介した。特に row-action 系の RAMLA, DRAMA および 3D-LOR などは多スライス、高分解能、散乱当のモデル化が今後可能となる。また OP-OSEM 系においては、実測データ保持の利点を生かし、各種補正(散乱、減弱、偶発同時補正など)によって、生データを加工することなく各種補正モデル化による精度向上を期待できると述べた。

菱沼 誠氏は、臨床機における画像再構成法・処

理法の比較検討に実際の装置の性能評価などについて述べられた。臨床機における再構成法の比較は LOR-RAMLA, 3D-RAMLA(ともに Philips 社製)と VUE Point Plus, FORE(fourier rebinning), OS-EM(ともに GE 社製)で行った。150 秒収集時では 3D-RAMLA は LOR-RAMLA に比べてコントラストが向上した。しかし、短時間収集では LOR-RAMLA が優れていた。また、同様に 180 秒収集時では VUE Point Plus が FORE OS-EM よりコントラストが向上し、短時間収集では余り差は認められなかった。LOR-RAMLA では低濃度部でのカウントの低下が著しく、特に寝台の近傍では吸収補正を行うと過補正が生じた。そのほか、FORE OS-EM では x 方向に歪みが生じるが VUE Point Plus では改善した。全身撮影時では、患者の状態によっては VUE Point Plus を用いた再構成でアーチファクトが生じる場合があるとの報告であった。

PET 画像再構成法に関しては、その方法は複雑でブラックボックス化している部分が大半である。しかし、今後は臨床に携わっている放射線技師も内容を十分把握して、原理やその特徴を生かし日常診療に役立てて欲しい。本シンポジウムがそのきっかけとなれば幸いである。

最後に、この場をお借りして講演して戴いた 4 名の先生方にお礼を申し上げるとともに、先生方の今後の益々のご活躍を期待する。

1. PET データの成立ちと画像再構成の考え方

Symposium

北村圭司

(株)島津製作所

1. PET データの成立ち

PET における画像再構成の目的は、検出器対で同時計数された消滅ガンマ線から被検体内の放射性薬剤の分布を推定することである。その際、画素値が放射性薬剤の分布の定量値を表し、そのばらつきが少ない(バイアスと分散が小さい)画像を得ることが重要である。一般に PET で測定されたイベントは、リストモードデータとしてそのまま保存されるか、検出器ペアごとにヒストグラム化された後サイノグラムが生成される。検出器リングのペアごとに 1 枚のサイノグラムが生成できるが、すべての検出器リング間で同時収集が可能な 3D 収集ではデータ量が膨大になるため、使用する最大リング差(maximum ring difference: MRD)や近傍リング差のデータの束ね量(span)を適当に調整する¹⁾。こうして得られたサイノグラムから、

解析的手法あるいは統計的手法によって画像が再構成される²⁾。

2. 解析的画像再構成

ある検出器ペアの総計数率がそれらを結ぶライン上(LOR)に存在する陽電子放出核種の崩壊率の積分値に等しいと仮定できる場合、解析的な画像再構成が適用できる。そのためには、ガンマ線の減弱、偶発同時計数や散乱同時計数の混入、検出器の相対感度のバラツキなどの補正を事前に行った投影データを得る必要がある。このとき投影データは画像の Radon 変換として表され、中央断面定理(central slice theorem)から、フィルタ逆投影(FBP)法による再構成が可能となる(Fig. 1)。

3D 収集される 2D 投影データに対しては 3D の中

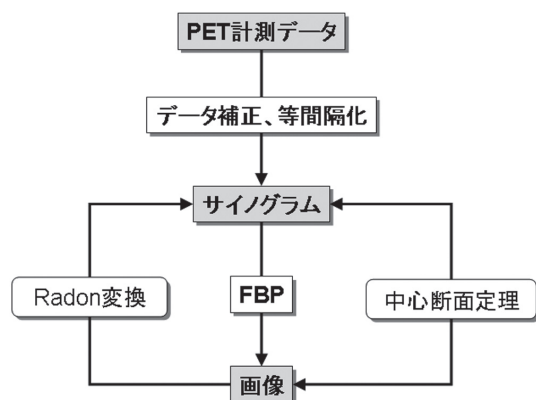


Fig. 1 解析的画像再構成の原理

央断面定理が成立し、2D の再構成フィルタを施して逆投影すると再構成画像が得られる。しかし、実際の PET 装置の検出器は体軸方向に有限長であるため、斜め方向の投影(異なるリングペアの投影)は部分的にしか測定されない。そこで 3D-RP 法³⁾では、リング差が小さい 2D データから再構成した初期画像を実測値のない部分に再投影して完全な 2D 投影データを作り出す。

それに対し、3D サイノグラムを 2D サイノグラムに変換する FORE 法⁴⁾は、3D の順投影と逆投影が不要で 2D の画像再構成が適用できるため、広く普及している。FORE も解析的手法の一種であり、サイノグラムの周波数-距離関係(frequency distance relation: FDR)を使って、異なるリングペアで得られた傾斜サイノグラムの 2D Fourier 空間上で寄与の大きいスライスを決定し、2D サイノグラムに順次加算していく。ただし、通常の FORE は近似式であり、低い周波数や大きな傾斜角では誤差が大きくなるため、精度を改善する手法もいくつか提案されている⁵⁾。

3. 統計的画像再構成

PET では他のモダリティに比べて測定データに含まれる統計ノイズが大きいため、限られた投与量と計測時間で画質を向上するには、測定系の統計モデルを考慮した再構成手法が有効である⁶⁾。PET の測定データ $y=\{y_i\}$ の統計的変動がポアソン分布に従うと仮定すると、ある画像 $x=\{x_j\}$ に対して測定データが得られる確率 $L(y|x)$ 、すなわち尤度(likelihood)を定義できる。これを最大にする画像を推定する手法が最尤法(maximum likelihood: ML)で、この解法に期待値最大化法(EM)を適用することで、逐次近似アルゴリズムである MLEM 法⁷⁾が導かれる(Fig. 2)。このとき、画素 x_j で放出された消滅ガンマ線が投影データ y_i に検出される確率 a_{ij} を要素に持つ行列はシステム行列(system matrix)と呼ばれる。

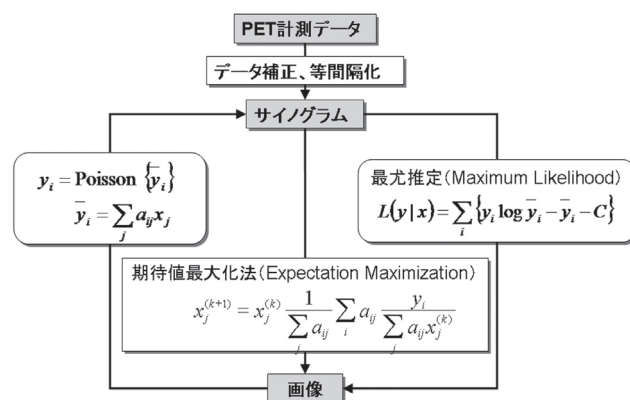


Fig. 2 統計的画像再構成の原理

MLEM の逐次近似式では、 k 回目の推定画像から計算した投影データ(計算投影)と測定投影データの比をとり、これをすべての投影方向について加算した後に逆投影して画像を 1 回更新する。MLEM の収束速度は極めて遅いため計算時間がかかり、再構成の挙動が非線形(収束が不均一で、画像のバイアスや分散が場所に依存)で扱いにくいという課題もある。そのため最尤推定改に安定で高速に収束する逐次近似式が求められている。OS-EM(ordered subset-EM)⁸⁾では投影データをいくつかのサブセットに分割して画像を更新するため、逐次近似の反復回数を削減できる。ただし、サブセット数を増やしすぎると投影データの雑音に強い影響を受けてリミットサイクルとよばれる振動解が現れる。これを回避するために、計算投影と測定投影の比にかけられる緩和係数を 1 以下にし、画像の更新に応じて徐々に小さくなるよう調整する RAMLA(row action maximum likelihood algorithm)⁹⁾や DRAMA(dynamic RAMLA)¹⁰⁾といった手法も提案されている。こうした逐次近似再構成はさまざまな形式のデータにも容易に拡張できる。3D 収集データでは、FORE で変換した 2D サイノグラムを 2D の OS-EM 等で再構成することで計算時間を短縮できるが、直接 3D サイノグラムから逐次近似再構成することも可能である。また、リストモードデータにそのまま統計的画像再構成を適用する手法も開発されている¹¹⁾。この場合の逐次近似式では、リストモードの各イベントの LOR ごとに計算投影と測定投影(値は 1)の比をとり、サブセットは測定されたイベントの時系列の分割となる。

MLEM 法は解析的再構成と同様にサイノグラムにも適用されるが、データ補正された投影値は厳密にはポアソン分布とはいえない。そこで、物理的な計測モデル(減弱、検出感度、散乱・偶発同時計数など)を最尤推定の式に加えて、元の測定データの統計モデルを保持したまま再構成する方法(ordinary Poisson

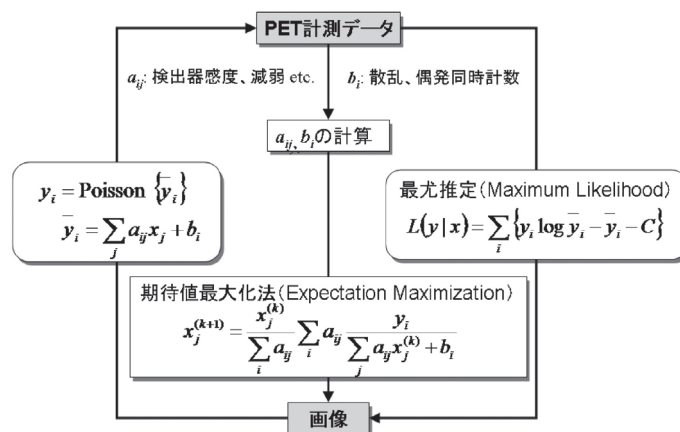


Fig. 3 Ordinary Poisson 法の原理

法)も提案されている(Fig. 3)。この場合、システム行列 a_{ij} やバックグラウンド成分 b_i を計測モデルに応じて計算する。したがって新しいハードウェアで得られる計測情報、例えば、検出器内でのガンマ線の検出深さを取得できる DOI や、2 本の消滅ガンマ線の検出

時間差を取得できる TOF など比較的容易に画像再構成に組み込むことができる。また、最尤推定の代わりに最大事後確率(maximum a posteriori: MAP)推定を用いれば、画像に関する先験情報(画像の滑らかさ、解剖学的情報など)も考慮することが可能となる¹²⁾。

参考文献

- 1) Fathey FH. Data Acquisition in PET imaging. J Nucl Med Technol 2002; 30(2): 39-49.
- 2) 北村圭司. PET 収集と画像再構成の基礎. 核医技 2010; 30(1): 58-63.
- 3) Kinahan PE, Rogers JG. Analytic 3D image reconstruction using all detected events. IEEE Trans Nucl Sci 1989; 36(1): 964-968.
- 4) Defrise M. A factorization method for the 3D X-ray transform. Inverse Problems 1995; 11(5): 983-994.
- 5) Defrise M, Liu X. A fast rebinning algorithm for 3D PET using John's equation. Inverse Problems 1999; 15(4): 1047-1065.
- 6) Qi J, Leahy RM. Iterative reconstruction techniques in emission computed tomography. Phys Med Biol 2006; 51(15): R541-R578.
- 7) Shepp LA, Vardi Y. Maximum likelihood reconstruction for emission tomography. IEEE Trans Med Imaging 1982; 1(2): 113-122.
- 8) Hudson HM, Larkin RS. Accelerated image reconstruction using ordered subsets of projection data. IEEE Trans Med Imaging 1994; 13(4): 601-609.
- 9) Browne J, de Pierro AB. A row-action alternative to the EM algorithm for maximizing likelihood in emission tomography. IEEE Trans Med Imaging 1996; 15(5): 687-699.
- 10) Tanaka E, Kudo H. Subset-dependent relaxation in block-iterative algorithms for image reconstruction in emission tomography. Phys Med Biol 2003; 48(10): 1405-1422.
- 11) Nakamura T, Kudo H. Derivation and implementation of ordered-subsets algorithm for list-mode PET data. Conf Rec IEEE NSS & MIC, 1950-1954, 2005.
- 12) Reader AJ, Zaidi H. Advances in PET image reconstruction. PET Clin 2007; 2(2): 173-190.

2. 最先端画像再構成法の理論と実際 —PET での実装を中心に—

Symposium

山谷泰賀

放射線医学総合研究所分子イメージング研究センター

はじめに

近年のコンピュータの性能向上に伴い、これまで研究レベルに留まっていた逐次近似型の画像再構成手法が、急速に臨床の現場で利用されるようになってきた。具体的には、OS-EM 法¹⁾、RAMLA 法²⁾、DRAMA 法³⁾などが知られている。特に、HD(シーメンス社)⁴⁾や VUE Point(GE 社)など、分解能特性や散

乱・吸収成分を画像再構成の中に組み込んだ逐次近似型画像再構成法などが注目されている。本稿では、観測モデル(順投影モデル)の観点からこれらの手法の理論的背景を明らかにした後、放射線医学総合研究所を中心にして開発した頭部用試作機「jPET-D4」⁵⁾における実装例について紹介する。

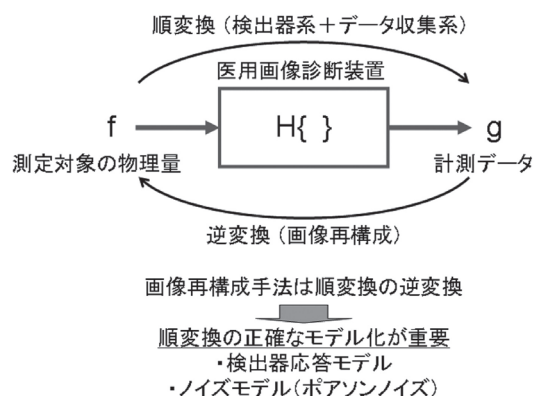


Fig. 1 医用画像診断装置のシステムとしての理解
画像再構成の精度を高めるためには、順変換の正確なモデル化が鍵となる。

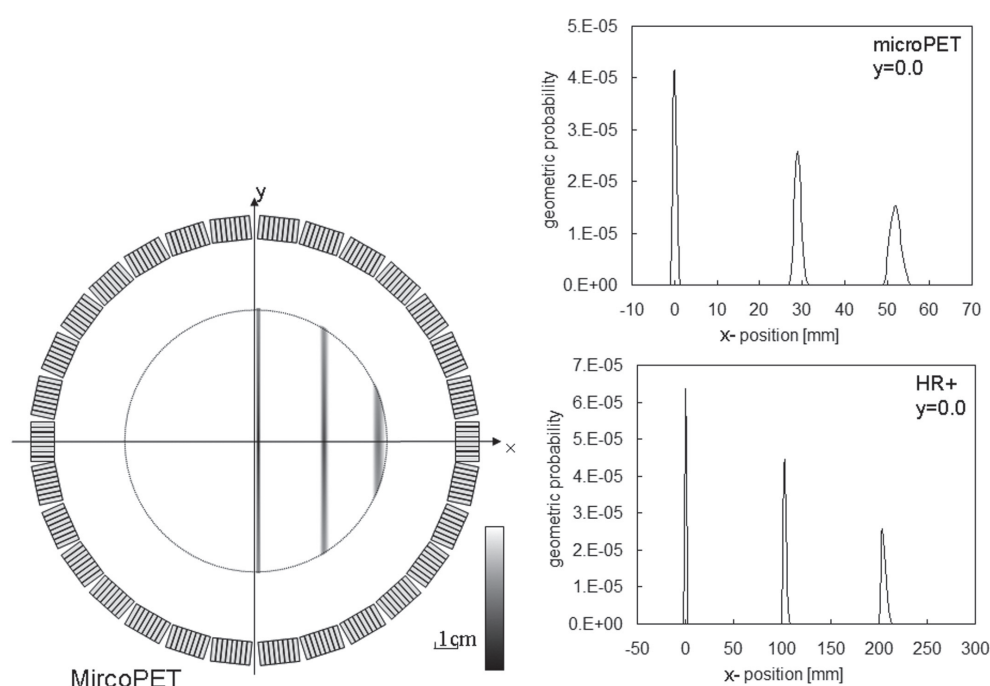


Fig. 2 計算機シミュレーションにより求めた検出器応答関数の例
小動物用 PET 装置 Micro PET における検出器応答関数の例(左)とそのプロファイル(右上). また、臨床 PET 装置 HR+ における検出器応答関数のプロファイル(右下).

1. 理論的背景

医用画像診断装置は、測定対象の物理量 f を入力とし、計測データ g を出力とするシステム H とみなすことができる(Fig. 1). PET の場合、 f は陽電子放出核種の体内分布、 g はサイノグラムやリストモードデータである。PET 計測では f から g への変換は順変換であり、画像再構成はその逆変換となる。即ち画像再構成手法は、順変換を数学的にモデル化した後、その逆変換として導出されるため、順変換のモデル化が画像再構成の精度を高めるうえでのポイントとなる。モデル化の要素は、検出器応答モデルとノイズモデルに大別される。

Fig. 2 は、検出器応答関数の例を示したものであ

る。PET の計測データは、LOR と称されるが、実際の検出器応答関数は単なる線分ではなく、シンチレータの幾何学的形状によって広がりを持つ。特に、数 cm のシンチレータの厚みにより、視野周辺にいく程検出器応答関数の広がりは大くなる。

次に、モデル化と画像再構成手法の関係について述べる。画像再構成手法は、①順変換のモデル化、②最適化条件の決定、③最適化手法の導出の 3 ステップから導出される。解析的手法として知られる FBP 法と、統計的手法(あるいは逐次近似手法)の原点とも言える ML-EM 法について、上記の観点からの特徴を Table 1 にまとめる。すなわち、MLEM 法をはじめとする逐次近似法は、システムマトリクスに任意

Table 1 FBP 法と比較した MLEM 法の特徴

FBP 法		MLEM 法
①順変換モデル	ラドン変換	$g=Af$ (システムマトリクス A)
②最適化条件	投影定理 (中央断面定理)	最尤推定
③最適化手法	フィルタ後, 逆投影	逐次近似法
長所	<ul style="list-style-type: none"> ・ 計算時間が短い ・ パラメータが一つ (フィルタ選択) 	<ul style="list-style-type: none"> ・ 任意の検出器応答関数の導入可能 ・ 正確なノイズモデル (ポアソン分布) ・ 非負の拘束条件
短所	<ul style="list-style-type: none"> ・ 検出器応答関数やノイズモデルを導入できない 	<ul style="list-style-type: none"> ・ 計算時間が長い ・ 物体依存の収束性
関連手法		<ul style="list-style-type: none"> ・ OS-EM ・ RAMLA ・ DRAMA

Table 2 検出器応答関数をシステムマトリクスに取り入れるための種々のモデル

モデル	特徴	参考文献
解析モデル	シンチレータの幾何学的配置などを考慮	Liang 1994, Qi 1998, Huesman 2000, Selivanov 2000, Carson 2003, Yamaya 2005
モンテカルロシミュレーションモデル	散乱線などより詳細な物理特性を考慮	Rafecas 2004, Alessio 2006
実測モデル	Point spread function (PSF) を実測	Panin 2006

の検出器応答関数を含めることができる点と、計測データがポアソンノイズ特性を持つことを仮定している点に特徴がある。

一方、PET の計測データは、偶発同時計数、検出器感度のばらつき、散乱線、物体吸収による影響を含む。これらを補正するためのデータも通常ノイズを含むため、逐次近似法を適用する前にこれらの補正をしてしまうと、もはや計測データのノイズはポアソンノイズではなくなってしまう。そこで、attenuation normalization weighted (ANW) EM や ordinary Poisson (OP) EM の方法が開発された (Fig. 3)。ANW-EM 法では、計測データに対して感度補正と吸収補正を適用する代わりに、感度係数と吸収係数をシステムマトリクスへ含めた方法であるが、ランダム補正と散乱補正は事前に計測データに対して適用するため、逐次近似法に適用する計測データはまだ完全なポアソン分布ではない。これに対して、OPEM では、さらにランダム計数と散乱計数までも逐次近似法の中の順投影式に含めており、ポアソン分布を持つ生の計測データを直接逐次近似法に適用することができる。

2. 使用の実際

冒頭で述べた HD や VUE Point は、検出器応答関数をシステムマトリクスに組み込み、かつ ordinary Poisson 法により補正項を再構成内部に組み込んだ逐

次近似法である。検出器応答関数のモデル化手法については、Table 2 に示すように、古くからさまざまな方法が研究されてきた。シンチレータの幾何学的配置や放射線が透過 / 吸収する確率を計算する解析モデルに対して、モンテカルロシミュレーションによって検出器内の散乱効果までも組み込む方法が提案された。そしてこの考え方は、実際に点線源をロボットアームで自動的に細かく移動しながら点応答を実測する実測モデル (point spread function: PSF 法) にまで発展し、HD に導入されている。これらの効果については、原著論文などを参照していただくとして、本稿では、画質の評価方法について注意すべき点を述べたい。

ポイントは 2 点ある。1 点目は、空間分解能とノイズはトレードオフの関係にあり、両者を分離して議論してはいけない点である。Fig. 4a は、計算機シミュレーションデータからの再構成画像の一例であるが、どちらのほうが画質がよいであろうか？右側はエッジが強調されている一方でノイジーに見え、左側は均一性が高い一方で分解能が若干低いように見える。すなわち、Fig. 4b に示すように、逐次近似法では反復回数を高めるほど、また FBP 法ではフィルタのカットオフ周波数を上げるほど、分解能は高まる一方で画像中のノイズは増大する。

よって、装置や画像再構成手法を比較するときには、Fig. 4b に示すように、分解能とノイズのトレード

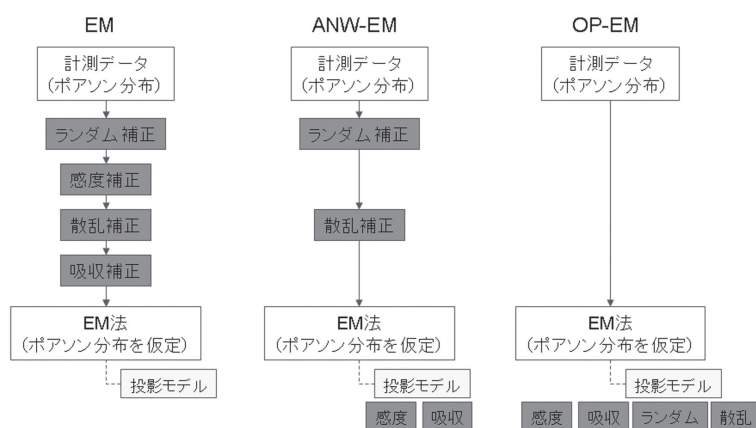


Fig. 3 各種補正によるポアソンノイズ特性の破壊を抑制する attenuation normalization weighted (ANW) EM 法と ordinary Poisson (OP) EM 法 の概念図

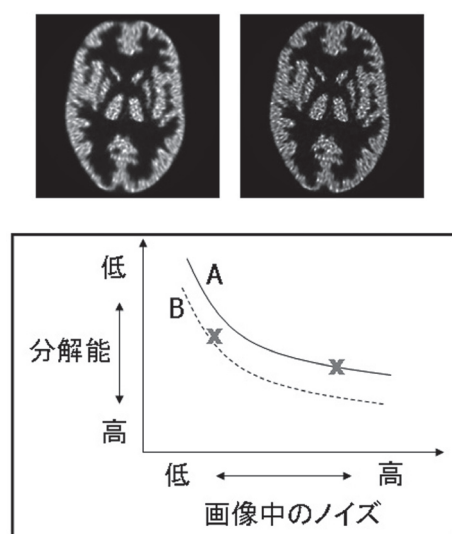


Fig. 4 空間分解能とノイズのトレードオフの関係を示す例

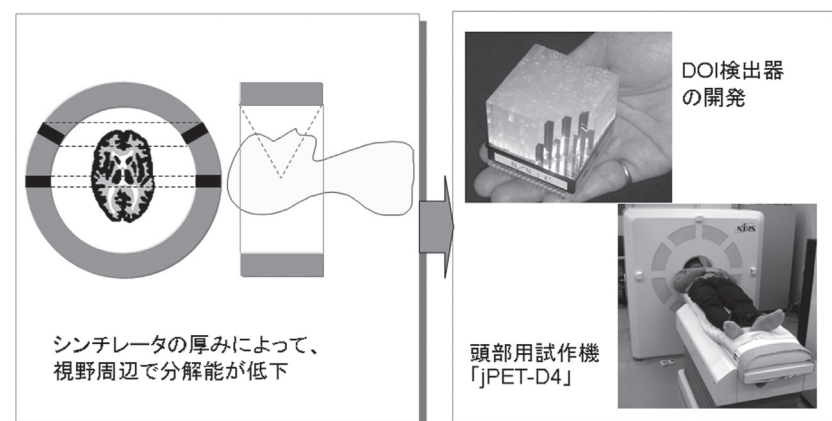


Fig. 5 三次元放射線検出器 (DOI 検出器) と頭部用試作機「jPET-D4」の開発
従来検出器 (non-DOI) では、シンチレータの厚みによって、視野周辺部で分解能が劣化してしまう。これを防ぎ、視野中で均一な分解能を得るために、DOI 検出器が開発された。

オフをプロットすることが望ましい。分解能の代わりに、コントラスト回復を評価してもよい。Fig. 4b に示す手法 A と手法 B の比較では、手法 B のほうが優れていることが分かる。もし、このようなトレードオフを意識せずに適当に再構成のパラメータを選んだ結果、例えば Fig. 4b の × 印に示す 2 点の画像間で分解能を評価してしまったとすると、手法 A のほうが優れているとの真逆の結論に至ってしまうことになるので注意が必要である。

もう 1 点は、物体に依存した逐次近似法の収束特性である。Fig. 5 に示す三次元放射線検出器 (DOI 検出器) を搭載した頭部用試作 PET「jPET-D4」における実験を実例として紹介する。Fig. 6 は、jPET-D4 において、DOI 検出器の効果を確認するために、分解能とノイズのトレードオフを評価した結果である。具体的には、ノイズ評価用に円筒プールファントム (一様ファントム)、分解能評価用に点線源を測定している。まず、一様ファントムデータと点線源データを加

算し、一様ファントム内の点線源として 3D OS-EM 法を適用すると、DOI 情報を無視して画像再構成した場合 (non-DOI) と比較して、DOI 検出器による画質向上が示される結果となった。

次に、空気中の点線源、すなわち一様ファントムデータと点線源データを別々に画像再構成すると、その結果は大きく異なることが分かった。具体的には、画質を示すトレードオフが全体的に高い方向にシフトし、特に non-DOI の結果が DOI の結果と重なってしまっている。これは、空気中にぽつんと点線源がある場合に過剰推定をしてしまうという、逐次近似法の特性によるものと思われる。すなわち、NEMA (National Electrical Manufacturers Association) 規格で規定されている分解能評価法はあくまで FBP 法を対象としたものであり、逐次近似法における分解能評価法についてはまだ規定されていないと理解すべきである。

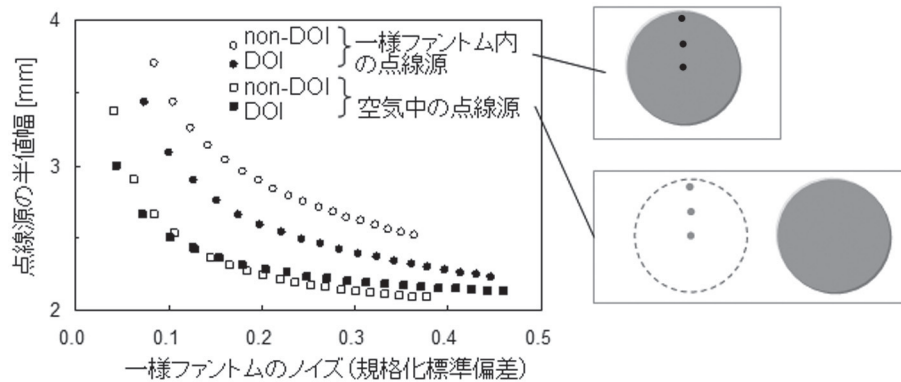


Fig. 6 jPET-D4 において、3D OS-EM 法による分解能とノイズのトレードオフを評価した結果
一様ファントム内に点線源がある状態での評価結果と比べて、空気中に点線源が存在する状態では過剰推定してしまうことが分かる。

まとめ

画像再構成は順変換の逆変換なので、空間モデル(検出器応答)およびノイズモデル(ポアソンノイズ)について順変換の正確なモデル化が重要である。特

に、検出器応答を組み込んだ逐次近似法は画質向上に効果的であることは確かであるが、逐次近似法の分解能測定法自体が標準化されていないため注意が必要である。

参考文献

- 1) Hudson HM, Larkin RS. Accelerated image reconstruction using ordered subsets of projection data. IEEE Trans Med Imaging 1994; 13(4): 601-609.
- 2) Browne J, de Pierro AB. A row-action alternative to the EM algorithm for maximizing likelihood in emission tomography. IEEE Trans Med Imaging 1996; 15(5): 687-699.
- 3) Tanaka E, Kudo H. Subset-dependent relaxation in block-iterative algorithms for image reconstruction in emission tomography. Phys Med Biol 2003; 48(10): 1405-1422.
- 4) Panin VY, Kehren F, Michel C, et al. Fully 3-D PET reconstruction with system matrix derived from point source measurements. IEEE Trans Med Imaging 2006; 25(7): 907-921.
- 5) Yamaya T, Yoshida E, Obi T, et al. First human brain imaging by the jPET-D4 prototype with a pre-computed system matrix. IEEE Trans Nucl Sci 2008; 55(5): 2482-2492.

3. 臨床機における画像再構成・処理法の比較検討(1)

Symposium

坂口和也

放射線医学総合研究所分子イメージング研究センター
(現 北里大学医療衛生学部)

はじめに

近年、臨床 PET 装置の発展は急速に進み、ソフトウェアでも線量不足に伴う統計誤差を考慮に入れた画像再構成法である OS-EM 法¹⁾が一般的に用いられ、PET の画質向上に大きく寄与している。また、同じ OS-EM 法でも各種補正値を計算投影側にかけることで統計モデルを保持する手法や、三次元収集データの束ね廃止などにより装置の持つ分解能の劣化を防ぐような工夫が臨床機に取り入れられつつある。さらに、信号対雑音比の向上を目指した TOF-PET²⁾や空間分解能の位置依存性をモデル化した PSF 再構成法³⁾など新たな情報を組み込んだ発展的な手

法も出現している。一方で実装の多様化による、再構成までの過程データの不透明化や名称の多様化が進んでおり、ユーザを惑わす一因となっている。本発表ではそれらの違いを示すとともに、臨床使用における最適化のための評価についても再構成を通じて言及する。

1. 臨床 PET 装置で用いられる統計的逐次近似画像再構成

1-1 期待値最大化(EM)法による画像再構成

EM 法を用いた画像再構成法は古くから存在し最尤推定-期待値最大化(MLEM)法⁴⁾と呼ばれてい

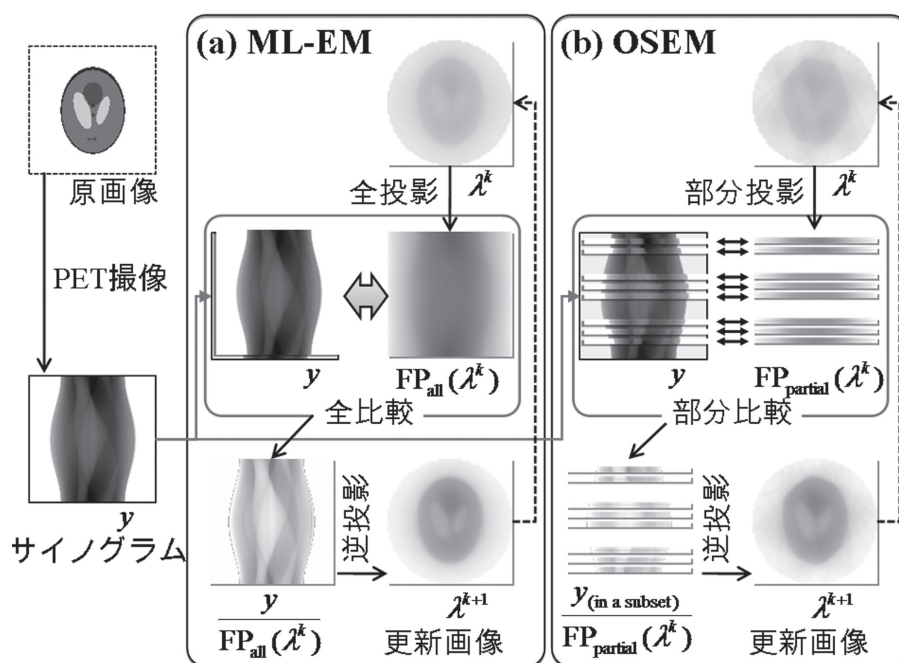


Fig. 1 MLEM 法(a)と OS-EM 法(b)の画像更新
両者とも 2 回目の画像更新を示しているが、更新画像はほぼ同等の画質を有する。一連の計算で用いるデータ量の違いから、1 回の画像更新にかかる時間は OS-EM 法の方が 1/subset 数程度短い。

る。この手法では、放射線の放出数および検出数がポアソン分布に従うとの自然な仮定の下で、さまざまな方向から撮像した投影データを用いて、再構成画像の各画素値を最尤推定により期待値として推定するものである。しかし、投影データだけではどの画素から放出された放射線なのか特定できないため、直接推定をあきらめ EM 法と呼ばれる反復計算によって推定する。

MLEM 法の k 回目から $k+1$ 回目への更新の様子は次のように略記できる。

$$\lambda^{k+1} = \frac{\lambda^k}{\text{BP}(1)} \text{BP}\left(\frac{y}{\text{FP}(\lambda^k)}\right) \quad \dots\dots\dots (1)$$

ここで、 λ^k は k 回目の反復により得られた画像、 y は実測のサイノグラム、 $\text{FP}(\cdot) \cdot \text{BP}(\cdot)$ はそれぞれ順投影・逆投影演算を示す。

MLEM 法における画像更新の様子を Fig. 1a に示す。Fig. 1a は 2 回目の画像更新の様子を示しており、この時点では再構成画像は十分に更新されておらず原画像とはほど遠い画像となっている。無雑音状況下で原画像にほぼ一致する画像を得るためには、二次元の MLEM 法にて画像更新回数は少なくとも 40 回以上必要であると言われており⁵⁾、計算時間の問題から臨床使用には至らなかった。

この問題を克服したアルゴリズムが OS-EM 法であり、画像の収束は画像更新回数に依存することと、

EM 法による期待値算出が可能な程度の実測データ、言い換えれば小数の投影データのみで画像更新が可能であることに着目した高速化手法である。Fig. 1b は OS-EM の 2 回目の画像更新の様子を示しているが、図からも読み取れるように部分的な順投影・逆投影でも Fig. 1a の MLEM とほぼ等価な更新画像が得られ、かつ、全投影方向数に対する使用方向数の割合 (1/subset 数) だけ計算時間は短縮される。なお、OS-EM では分割した投影を順次用いて画像更新を重ね、全投影方向を使い切ったところで iteration を 1 増加させるため、subset 数と iteration の積が画像更新回数を示し、この値が同じであれば、subset, iteration の設定数によらず得られる再構成画像はほぼ同じであるとされている (Fig. 2a, b)。

1-2 OS-EM 法の最高速化(RAMLA/DRAMA)

前述のとおり OS-EM 法はサイノグラムの一部方向のみを順次使用して画像を更新させることで高速に処理をさせるアルゴリズムであるが、subset 数を全投影方向数と同じにした場合、1 回の画像更新に用いる投影は 1 方向のみであり、計算時間は最も短くなる。しかしながら、得られる再構成画像は MLEM における同一更新回数のそれとは大きく異なり、非常に雑音の多い画像となる (Fig. 2c)。これは、EM 法による画像再構成が、確率分布を仮定したうえでの複数の投影からの期待値演算であることに起因する。1 回の画

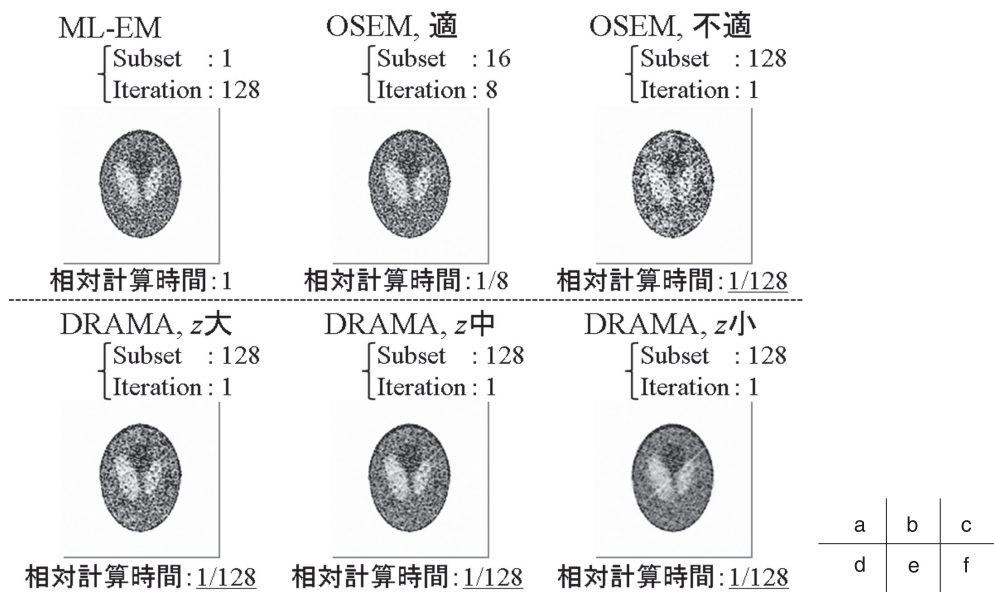


Fig. 2 手法別の再構成画像
 投影データは全手法で同じものを用い、画像更新回数はすべて128回と固定した。(a)はMLEM法を用いた場合で統計量は他の手法に比べ最も多く参照画像として扱うことができる。(b)および(c)はOSEM法による再構成画像。(c)のように極端な時間短縮を図ると画像ノイズは増加する。(d)～(f)は緩和係数を用いた手法(DRAMA法)。(e)のように適切な係数を設定した場合、(c)と同様の時間短縮が可能で、かつ(a)とほぼ同等の画質が得られる。

像更新に用いる投影方向数(標本数)が極端に少ない場合に推定された期待値は、母集団の期待値とは大きく異なる可能性が高く、画像更新のつど画素値は大きく振動してしまう(リミットサイクル現象)。

この問題を克服する目的で開発されたのがRAMLA⁶⁾である。RAMLAは1方向のみの投影データを用いて、緩和係数 z ($0 < z \leq 1$)を導入した、次式によって画像更新を行う。

$$\lambda^{k+1} = \lambda^k \left\{ \frac{1}{\text{BP}(1)} \text{BP} \left(\frac{y}{\text{FP}(\lambda^k)} \right) \right\}^z$$

$$\approx \lambda^k + z \lambda^k \text{BP} \left(\frac{y}{\text{FP}(\lambda^k)} - 1 \right) \dots\dots\dots (2)$$

(2)式の上段は、(1)式の右辺のうち、更新前画像である λ^k を除いた残りの項を画像修正項とみなし、画像修正項の z 乗をRAMLAにおける画像修正項としている。ここで、緩和係数 z は0から1の範囲しかとらないことから、画像修正項を1に近づける働きをすることが読み取れる。画像修正項が1に近づくと、更新画像 λ^{k+1} は λ^k とほぼ同じとなり画像更新がなかなか進まないことを意味し、その効果は z が0に近いほど大きい。この緩和係数により雑音による画素値の画像更新毎の振動を小さく抑えることが可能となる。なお、RAMLAの一般式はテイラー展開による近似等の変形を行った(2)式下段で示され、より高速に動

作するように工夫がなされている。

RAMLAの緩和係数は1回のiteration内では定数のように振る舞うが、これをiteration内でも画像更新のつど変化させる関数として扱ったものがDRAMDAであり、RAMLAが2～3回のiteration回数が必要なのに対して、DRAMDAは1回のiterationで十分に収束する性質を持つ(Fig. 2d～f)。ただし、Fig. 2下段で示されるようにDRAMDAも緩和係数の初期設定によって係数値が1に近ければsubset数を投影方向数としたOSEMと同等の画像になり、0に近ければ初期画像の影響を大きく残した(OSEMにおけるiteration回数を減らしたような)ぼけの大きい画像となる。

コンピュータの処理能力が高くなった昨今、このような高速化アルゴリズムの開発は時代遅れのように感じるかもしれないが、次節で述べるようなより精度の高いモデル化や従来取得していなかった付加情報の追加、リアルタイムでの画像再構成など、現在の処理能力を上回る性能を要求する手法も多数存在し、今後も開発され続けることを考えると決して不要な技術ではなく、臨床適用に向け今後より一層必要とされる技術であると考えられる。

1-3 OS-EM法の各種補正法の取り組み

EM法はフィルタ補正逆投影(FBP)法のような解析手法とは異なり、先に確率モデルを設定したうえでモ

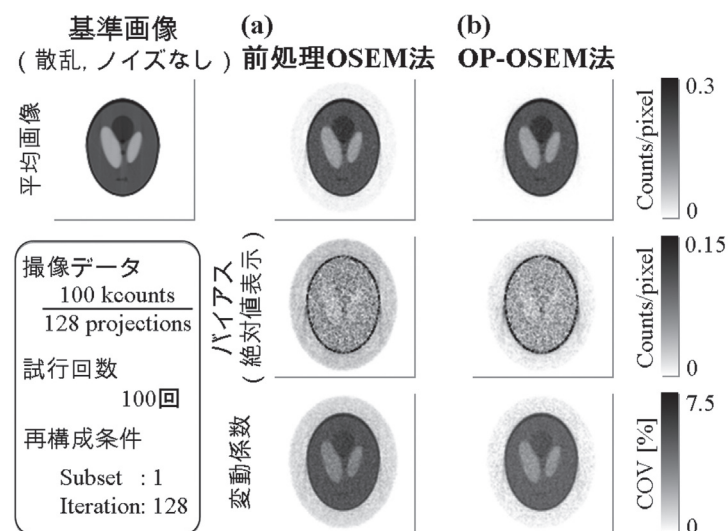


Fig. 3 (a) 散乱補正を前処理として投影に施した後 EM 法で再構成 (b) 画像再構成時に散乱成分を加えた OP-OSEM 法

数値シミュレーションにおいて散乱成分画像を定義し、サイノグラムにはそれを加算し、補正時にもその画像を用いた。雑音以外の他の物理現象はこの検討ではすべて除外し、両者の差を際立たせるため低カウント条件下での撮像を模擬した。(a)の前処理法に比べ、(b)のOP-OSEM法の方がバイアス・変動係数ともに優れていた。

デルによる計算データと実データとの比較によって、モデルに含まれるパラメータ(ここでは画素値)を推定する。そのため、モデル設計により多様な画像再構成法を構築することが可能となる。

一方で OS-EM 法が臨床 PET 装置に導入された当初は、FBP 法を前提とした装置環境であり、散乱補正などの各種補正は収集時あるいは画像再構成前に実施するのが普通であった。さらに、コンピュータの処理能力より三次元収集で撮像したデータを二次元データに束ね直す FORE 法などの処理も加わり、OS-EM 法的前提であるポアソン性は崩れ、単に FBP 法特有のストリークアーチファクトなどの低減にとどまっていた。OS-EM が統計モデルから逸脱したために低集積部分で正のバイアスがかかるなどの報告も見られる⁸⁾。

しかし、近年の PET/CT 普及に伴う処理コンピュータの高性能化などによって三次元の直接画像再構成も実用可能となり、統計モデルからの逸脱をなくすため、撮像したデータはそのままに、各種補正を設計したモデル側に組み込むアルゴリズムが多数出現している。商品名では VUE Point, HD Recon などと呼ばれているのがそれである。これらはモデル設計の差異は認められるものの、原理的には研究用 PET 装置に導入された OP-OSEM 法⁹⁾と同じである。

前補正 OS-EM 法(旧来法)と OP-OSEM 法の違いを散乱補正を例に挙げ紹介する。(3)式で示すように前補正 OS-EM 法では雑音が含まれた投影データ

y と推定した散乱分布 s との間で減算を行うが、この操作によってポアソン分布の仮定は崩れ、場合によっては負の値が生じてしまう。OS-EM 法では負値を扱うことを前提としていないので 0 に切り上げることが多く、再構成画像が正のバイアスを持つ一因となる。

$$\tilde{y} = y - s$$

$$\lambda^{k+1} = \frac{\lambda^k}{\text{BP}(1)} \text{BP} \left(\frac{\tilde{y}}{\text{FP}(\lambda^k)} \right) \quad \dots\dots\dots (3)$$

これに対し、OP-OSEM では(4)式に示すように、散乱分布をモデル側である順投影に加算する方式を取り、実測の投影データへの介入を回避している。

$$\lambda^{k+1} = \frac{\lambda^k}{\text{BP}(1)} \text{BP} \left(\frac{y}{\text{FP}(\lambda^k) + s} \right) \quad \dots\dots\dots (4)$$

これらの画像上での差異を Fig. 3 に示す。Fig. 3 では数値ファントムにあらかじめ用意した散乱成分を付加させたデータを用いて計算をしており、散乱成分の推定誤りなど他の因子は含まないようにしてある。Fig. 3a で示す前補正 OS-EM 法に比べ、Fig. 3b の OP-OSEM 法の方がバイアス、変動係数(coefficient of variation: COV)ともに小さい結果となっている。

2. 新しい PET 装置と診療放射線技師の関わり方

臨床使用において設定可能なパラメータは多数存在するが、薬剤投与量や投与後の待機時間、撮像時

間は、被検者の負担や社会的・経営的側面より制限があり、あまり変えることはできない。一方で画像再構成や付随する画像処理は、処理時間という制約はあるものの比較的容易に変えられるパラメータであるが、OS-EM法に特化すればsubset数は時間短縮効果をもたらす画像更新回数が画質を決定することとなるので、まずは画像更新回数を決定し、その後、検査時間内に処理が終了するよう適切なsubset数を選択すれば良いことになり、多数のパラメータも順序立てれば手に負えないものではない。

ただし、ここで問題となるのが評価基準である。有名なところではNEMA NU 2-2001¹⁰⁾であるが、これはPET装置、特にハードウェアの特徴を装置間で比較することに重点が置かれている。この問題の解決のため本邦の学会でもガイドラインなどが出されている^{11, 12)}。しかし、毎年のように更新されるソフトウェアすべてを網羅できるわけではなく、既存の評価法では不十分な場合も考えられる。また検査目的によっては他施設・他機種との間の標準化が必要な場合と、逆に装置が持っている性能を十分に発揮させる必要があるなど、施設・検査・投与薬剤(種・量)によっても、評価基準は大きく変わってくる。このような問題に柔軟に対処しなければならないのがわれわれ診療放射線技師の責務であると考えられる。

筆者自身、十分な経験や開発もせず過ごしてしまっただが、例えば空間分解能の位置依存性を組み込んだPSF再構成法についての効果を評価したい場合、NEMA NU 2-2001ではPSF再構成法の項目は存

在せずFBP法が基本であるため評価不可能であり、画像評価でよく用いられるフーリエ変換を用いた手法は、線形かつ位置不依存の仮定が崩れるため、使用には適さない。

一方でPET/CT装置が普通となった今日では旧来の単体PET装置では得られなかった高鮮鋭の形態画像が直接手に入るようになった。読影だけではなく画質評価でもCT画像の活用が可能ではないかと考えられる。

まとめ

本発表ではOS-EM法を基本とした画像再構成法について紹介した。OS-EM法はFBP法に比べ実装時の柔軟性に富むため、FBP法ではできなかった物理現象の画像再構成への組み込み(モデル化)ができ、臨床使用に耐えうる時間で高画質な画像を提供してくれる。その反面、モデルに組み込まれ一括で処理されることから、画像再構成のブラックボックス化は進む一方である。こうした状況下でも臨床現場にて安心して画像を提供できるよう、従来法に加え、新規アルゴリズムの特徴を考慮した画像評価法の研究・検討が今後一層必要になると考える。

また、新規アルゴリズムの臨床使用における利点・欠点は現場に近い診療放射線技師が最も良く把握できる。近年活発に議論されたPET/CT装置における呼吸による位置ずれ問題のように、画像再構成についても臨床的側面からの画質評価や新たな評価手法の開発など活発に議論されることを期待する。

参考文献

- 1) Hudson HM, Larkin RS. Accelerated image reconstruction in using ordered subsets of projection data. *IEEE Trans Med Imaging* 1994; 13(4): 601-609.
- 2) Surti S, Khun A, Werner ME, et al. Performance of Philips Gemini TF PET/CT scanner with special consideration for its time-of-flight imaging capabilities. *J Nucl Med* 2007; 48(3): 471-480.
- 3) Panin VY, Kehren F, Michel C, et al. Fully 3-D PET reconstruction with system matrix derived from point source measurements. *IEEE Trans Med Imaging* 2006; 25(7): 907-921.
- 4) Shepp LA, Vardi Y. Maximum likelihood reconstruction for emission tomography. *IEEE Trans Med Imaging* 1982; MI-1(2): 113-122.
- 5) 村山秀雄. 陽電子の科学と計測シリーズⅧ ポジトロン・エミッション・トモグラフィ 3. 画像の再構成とデータ補正. *Radioisotopes* 1993; 42: 244-254.
- 6) Browne J, De Pierro A. A row-action alternative to the EM algorithm for maximizing likelihood in emission tomography. *IEEE Trans Med Imaging* 1996; 15(5): 687-699.
- 7) Tanaka E, Kudo H. Subset-dependent relaxation in block-iterative algorithms for image reconstruction in emission tomography. *Phys Med Biol* 2003; 48(10): 1405-1422.
- 8) Bélanger MJ, Mann JJ, Parsey RV. OS-EM and FBP reconstructions at low count rates: effect on 3D PET studies of [11C] WAY-100635. *Neuroimage* 2004; 21(1): 244-250.
- 9) Comtat C, Bataille F, Michel BC, et al. OSEM-3D reconstruction strategies for the ECAT HRRT. *IEEE Nucl Sci Symp Conf Record* 2004; 6: 3492-3496.
- 10) National Electrical Manufacturers Association. NEMA standards publication NU 2-2001: performance measurements of positron emission tomographs. Rosslyn, VA, 2001.
- 11) 福喜多博義, 林万寿夫, 鈴木一史, 他. がんFDG-PET/CT撮像法ガイドライン. *核医技* 2009; 29(2): 195-235.
- 12) 松本圭一, 大崎洋充, 佐藤 敬, 他. 陽電子断層撮影法における画質標準化および定量値の精度に関する研究班報告. *日放技学誌* 2009; 65(5): 668-680.

4. 臨床機における画像再構成・処理法の比較検討(2)

Symposium

菱沼 誠

仙台厚生病院放射線部

はじめに

現在クリニカル PET においては、各社の最新の画像再構成・処理法が実装され、それを利用している施設がほとんどと思われる。導入した装置の画像再構成・処理法が進化した場合、無償バージョンアップやより計算能力の高い再構成プロセッサへの換装等の有償バージョンアップにより対応できることもある。ただし、装置導入時のハードウェア構成により、最新の画像再構成法にバージョンアップできないケースも存在する。今回当院において使用している 2 メーカー 2 機種について、その画像再構成・処理法を紹介しファントムにおける測定データ・当院の臨床画像について報告する。

1. 画像再構成法

1-1 処理法 1

現在 Philips 社における最新の画像再構成・処理法は TOF-RAMLA であるが、当院の装置 GEMINI GXL6 ではハード上の制約があるため実装不可能である。当院では LOR-RAMLA を使用し画像再構成をしている。

GEMINI GXL6 で可能な画像再構成・処理法は 3D-RAMRA と LOR-RAMLA の 2 種類である。3D-RAMRA はそれ以前の画像再構成・処理法である三次元(3D)収集されたデータを二次元(2D)データに変換し逐次近似する FORE-OSEM からデータをグルーピングした 3D 逐次近似画像再構成に発展したものである。LOR-RAMLA はグルーピングをしないことによる計算処理工程の増大を再構成プロセッサの高速化によってすべてのイベント情報を利用しつつ臨床時間内に収めることを実現した画像再構成・処理法である。また当院では使用できないが TOF-RAMLA の説明をする。今までの PET では、同時計測された信号はその検出器を結ぶライン全体に存在確率をもっていた。TOF-RAMLA では、時間分解能の向上によって計測される信号のわずかな時間差から存在確率をある程度局所に絞り込むことができる。結果としてノイズとなってしまう発生源近傍以外への存在確率がなく、その分局所に集中するために信号強度ノイズ(S/N)比・相対感度が上がる。データ収集は 3D リストモード収集であり、それ以前の装置に比べデータ量が 10 倍に増えている。

1-2 処理法 2

現在、当院で使用している装置 Discovery ST Elite

では 2D/3D の両収集ができるが、 ^{18}F FDG を使用した全身撮影では 3D 収集をしている。使用できる画像再構成・処理法は VUE Point Plus, FORE+Iterative, FORE+FBP, Reprojection(装置内表記より)であるが、臨床では VUE Point Plus のみを使用している。VUE Point Plus はそれまでの GE ヘルスケア社(GE 社)の 3D 逐次近似画像再構成法である VUE Point の発展型である。測定データに各種補正をしたうえでの逐次近似画像再構成から、逐次近似処理のループ内ですべての補正処理を行うようになり、この間に散乱補正領域の拡大やディスタンスドリブン法等が導入された。

1-3 ファントム測定

^{18}F FDG 溶液を封入したディスポシリンジをそれぞれ撮影した。ファントムとして RL 方向中心にて AP 中心と直上 8 cm, 16 cm の 3 カ所にシリンジをおき、各溶液濃度ごとに撮影し、Image J にて計数値を計測した(計測は AP 中心と直上 16 cm)。測定 1 には使用シリンジ：テルモ SS-50SZ(50 ml)内径 29.2 mm, 30 分収集を行い、測定 2 では使用シリンジ：テルモ SS-05SZ(5 ml)内径 13.0 mm, 周囲に散乱体として 2 L ミネラルウォーター PET ボトル配置して収集を行った。

2. 結果

処理法 1 の Philips 社 LOR-RAMLA 再構成では低濃度部でのカウントの落ち込みがあった。この現象は以前行った実験でも LOR-RAMLA 再構成において撮影台近傍での低濃度ラインファントムの画像消失として経験しており、低カウント収集で吸収・散乱補正を受けると過補正となり、吸収・散乱体(この場合は撮影台)があるとその度合いが増すことをうかがわせている(Fig. 1)。GE 社の画像再構成・処理法は、VUE Point Plus の画像ではボケ、ゆがみ、ストリークアーチファクトが消えている。半値幅の差はボケが要因と思われる(Fig. 2)。処理 2 において FORE OS-EM では x 方向にゆがみが大きい。VUE Point Plus では改善している。収集カウントの低下は再構成に影響するが、各種補正・処理の組み込み方の変更はその改善に大きく寄与している(Fig. 3, 4)。

3. 臨床画像

当院では異なる 2 台の装置を同じ運用間隔で使用するため、 ^{18}F FDG の全身撮影における 1 bed あたりの

50mmシリンジファントム

— 直上16cm
— 中心

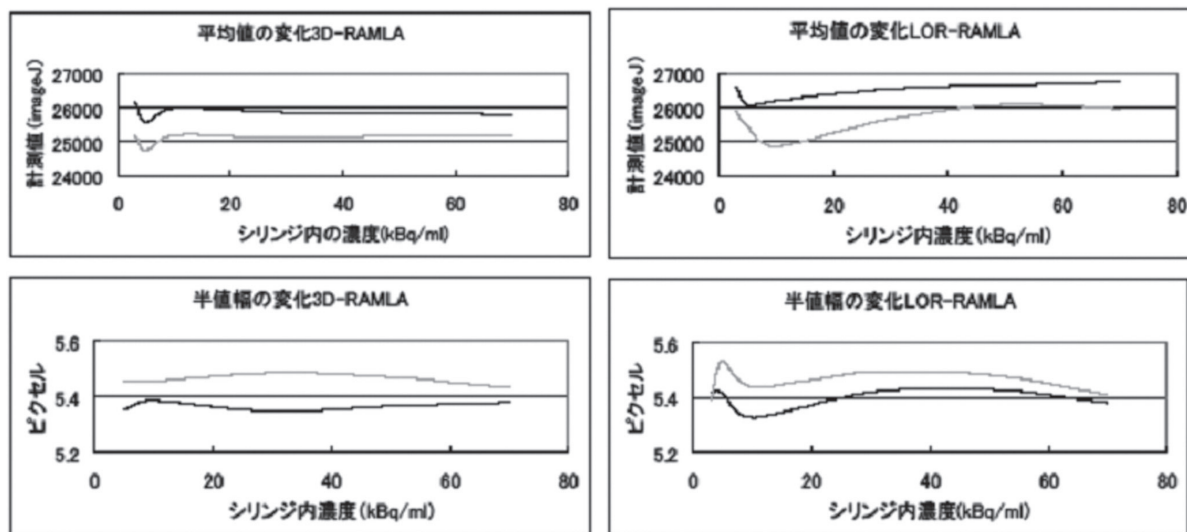
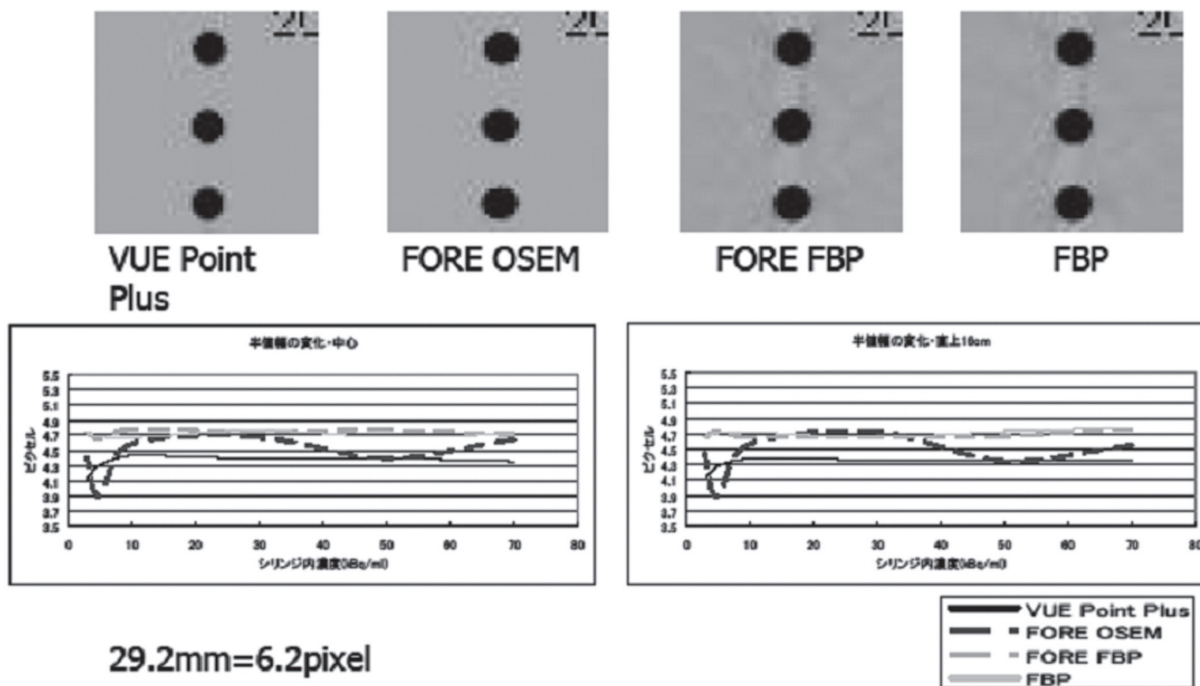


Fig. 1 50 mm シリンジファントム

上段：平均値の変化，円形 ROI 直径 28 mm，下段：半値幅の変化 (x 軸方向)，29.2 mm=7.3 pixels，
左から 3D-RAMLA，LOR-RAMLA。

半値幅の変化・GE



29.2mm=6.2pixel

Fig. 2 50 mm シリンジファントム

上段：画像再構成・処理法ごとの画像，下段：半値幅の変化 (x 軸方向)，左から AP 中心，直上 16 cm。

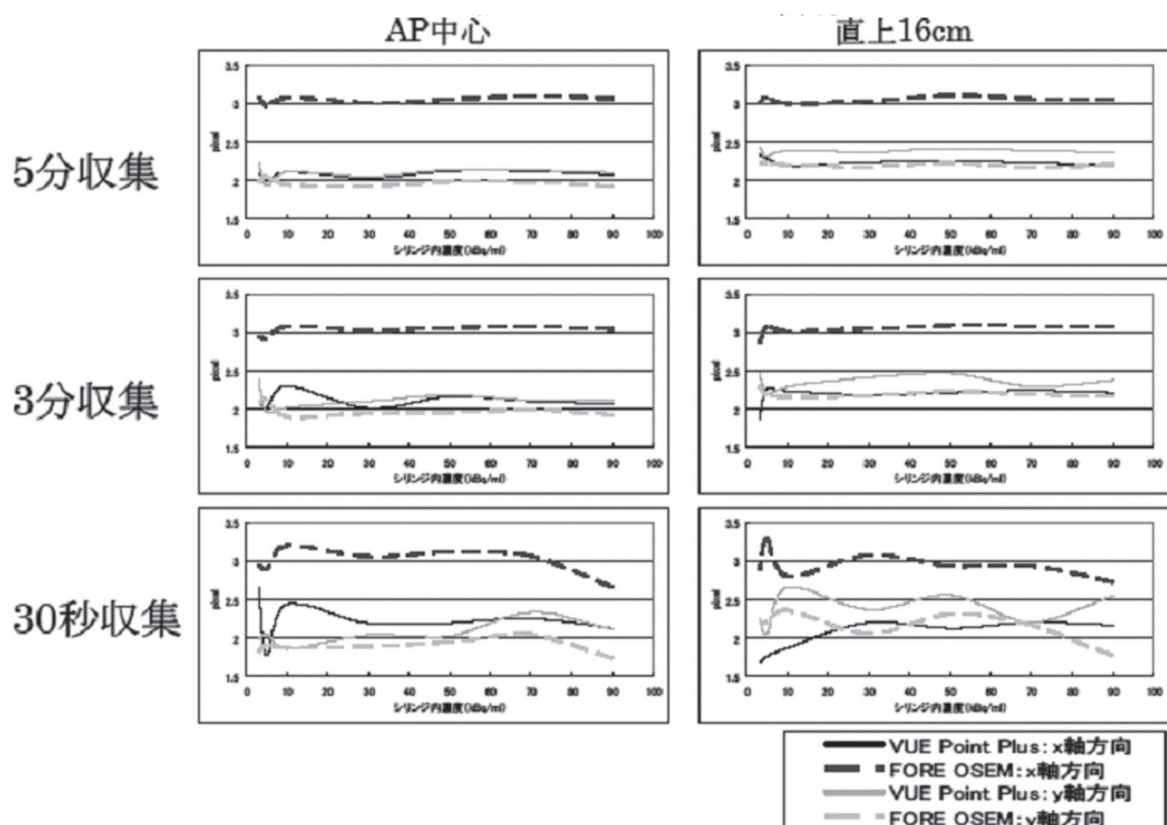


Fig. 3 半値幅の変化 10 mm シリンジファントム (GE)
 x 軸方向, y 軸方向の半値幅の変化. 上段: 5 分収集, 中段: 3 分収集, 下段: 30 秒収集,
 左から AP 中心, 直上 16 cm.

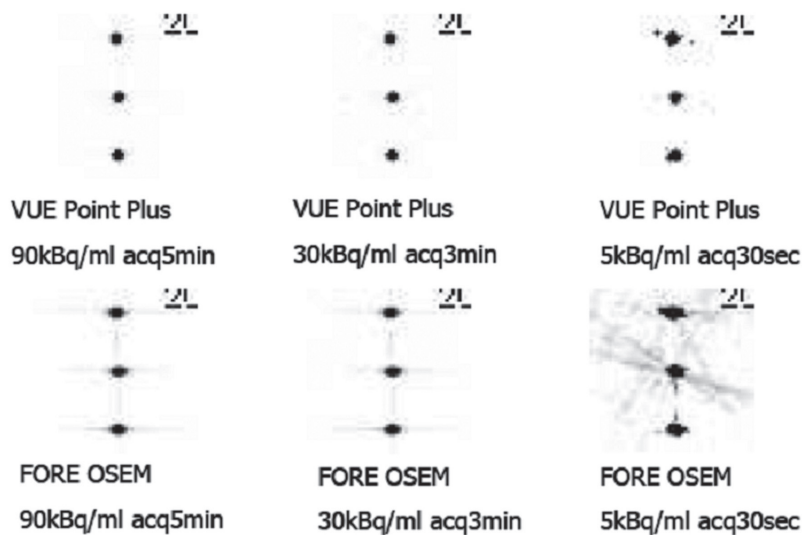


Fig. 4 濃度・収集時間による画像の差
 上段: VUE Point Plus, 下段: FORE OSEM.
 左側: 濃度 90 kBq/ml, 5 分収集, 中央: 30 kBq/ml, 3 分収集,
 右側: 5 kBq/ml, 30 秒収集.

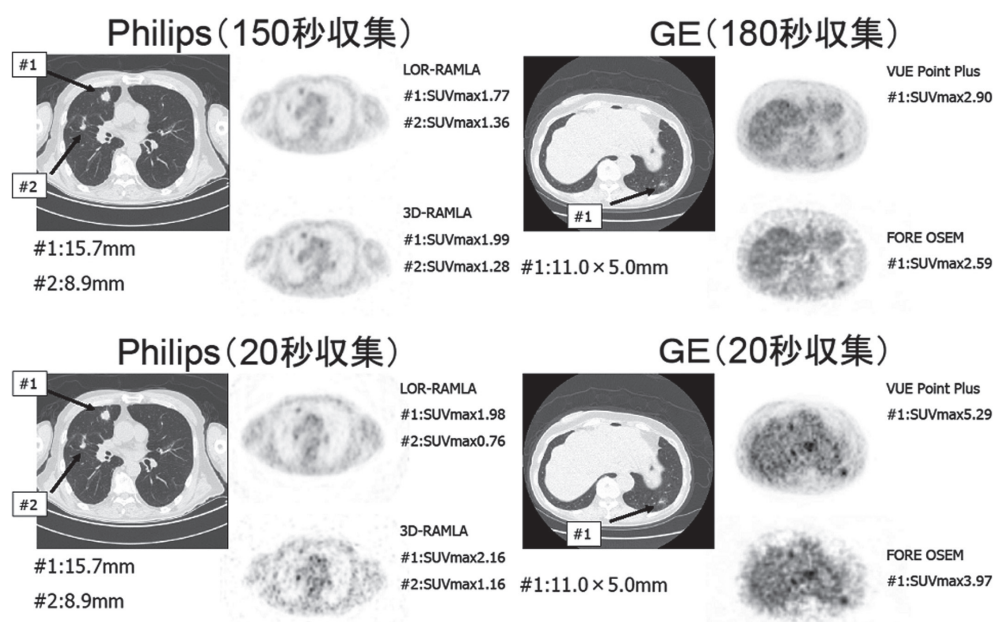


Fig. 5 上段：全身撮影時収集，下段：息止め撮影時収集．左側：Philips，右側：GE.

VUE Point Plusでの指先の動きによる アーチファクト

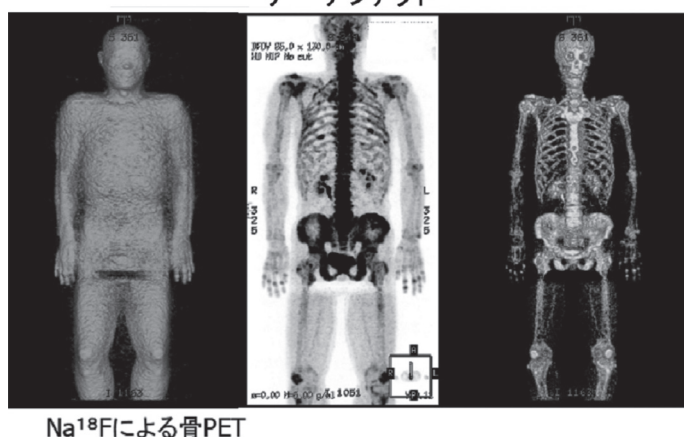


Fig. 6 Na¹⁸Fを使用した骨PET画像に出現したアーチファクト

撮影時間は GEMINI GXL6 で 2.5 分，Discovery ST Elite で 3 分となっている．息止め撮影はともに 20 秒撮影である (Fig. 5)．画像再構成・処理法の進化は，特に息止め撮影のような低カウント時の画質の改善に大きく寄与している．

まとめ

画像再構成・処理法は，計測系の時間分解能の向

上，画像処理系の計算能力の向上などによって進化・発展してきた．特に各種補正はその計算能力の高さを生かし，より高度に複雑化している．しかし昨今の学会報告にあるように，それに起因する新たなアーチファクトも生じている^{1,2)}．一例として当院で経験した画像再構成・処理法バージョンアップ後に生じたアーチファクトを提示する (Fig. 6)．アーチファクトが膀胱の高集積ではなく指先の高さであることがわかる．

参考文献

- 1) 櫻井 実，Time-of-Flight (TOF) 装置における膀胱周囲のアーチファクトの検討．日本放射線技術学会第 66 回総会学術大会，2010．
- 2) 越智伸司，青木ともえ，西原 徹，他．体動時における No Scatter Corrected Image の有用性．核医学 2008; 45(4): 377-378．