

エミッション CT 画像再構成における 高分解能化の試み

Improvement of Emission CT Image Reconstruction for High Resolution.

○三井 隆史, 小田中 滋*, 岩崎 信, 北村 正晴

○Takafumi Mitsui, Shigeru Odanaka, Shin Iwasaki, Masaharu Kitamura

東北大学

Tohoku University

キーワード : ベイズ推定法(Bayesian estimation), 画像再構成(image reconstruction),
陽電子放出断層投影(positron emission tomography), 事後確率集積法(method of
posterior probability accumulation), 分解能(resolution)

連絡先: 〒980-77 仙台市青葉区荒巻字青葉 東北大学大学院工学研究科

量子エネルギー工学専攻 原子核システム安全工学講座

三井隆史 Tel.:(022)217-7907 E-mail:mitsui@mine1(one).nucle.tohoku.ac.jp

1. はじめに

CT(計算機断層投影法)は、物体の断面上の分布を外部からの情報を用いて計算により再構成する手法である。物体の内部構造を破壊することなく観察することができるため医療分野、産業分野など広く用いられている。

CT は大きく分けると、透過型と放出型がある。前者は線源が外部にあり、放射線を被測定物に照射しその透過した放射線強度を測定することにより再構成するもので、X 線 CT がこの型である。後者は線源が内部にあり、放出する放射線を測定し再構成を行うもので、核医学 CT がこの型である。両者の再

構成理論は原理が同じため大差はない。本研究では後者の放出型 CT の再構成を取り上げ、その一例として PET を取り扱っている。

医療の分野では高分解能の画像を再構成することが最大の課題となっており、また放射線障害を起こさないために使用できる放射性薬剤に制限があることから、装置や高感度の検出器の開発に力が注がれてきた。産業の分野では高分解能の画像を再構成することと同時に、コストを低くするという要求もある。CT が高価である理由として検出器が高価であることが上げられる。高分解能の画像を再構成するためには多数の方向の投影

* 現在東芝

データが必要であり、そのためには検出器数も多く必要となりコストがかかる。現在用いられている再構成法では再構成に用いる投影データ数が減少すると再構成結果は著しく劣化する。断層画像の画像再構成を行うためには同時計数データをためる必要があり、すべての計測が終わった後に計算を開始している。そのため、全ての作業が終わるまで、断層画像を得ることができない。また、複雑な計算を必要とするため時間もかかる。

そこで、我々はデータ収集と並行して処理のできるアルゴリズムの研究を開始し、ベイズ推定法を用いたエミッションCTの新しい画像再構成アルゴリズム(事後確率集積法)を提案する¹⁾。このアルゴリズムの特徴は、従来法とは異なり計測中でもそれまでに得られた計測データから推定できる最も確からしい結果を示すことができ、データ取得の度に結果を更新することができることである。

この手法による画像再構成が原理的に可能であることを、エミッションCTの一例としてPETをとりあげ、シミュレーションにより生成した理想的な条件下における同時計数データを使用して確認できた¹⁾ので、今回は本手法による画像再構成の分解能について確認、報告する。

2. 画像再構成

2.1 PETの原理

エミッションCTの一つであるPET(陽電子放出断層投影)は核医学診断で使用されて

いる断層投影法である。これは ^{11}C , ^{13}N , ^{15}O , ^{18}F などの陽電子放出核種で標識した放射性薬剤を被検者に投与し、体内から放出される消滅放射線を体外計測して、薬剤の濃度分布を断層像として得るものである。生体内における薬剤の分布およびその時間的な変化から、臓器組織の局所的な生理学機能情報が定量的に得られる。たとえば局所血流量、酸素消費量、ブドウ糖消費量などの測定が可能である。また癌が特異的に取り込む薬剤によって位置の同定も可能である。

放射性薬剤より放出された陽電子は生体組織中では数mm走ってその運動エネルギーを失い、近傍の電子と衝突して消滅し、2本の γ 線を互いに反対方向(180度)に放出する。この消滅線対を被検者の周囲にリング状に配置された検出器で同時計数すること(同時計数イベント)により、2つの検出器を結ぶ線上(同時計数線)のどこかで消滅が起こった、すなわち薬剤が存在するという情報が得られる。(図1)

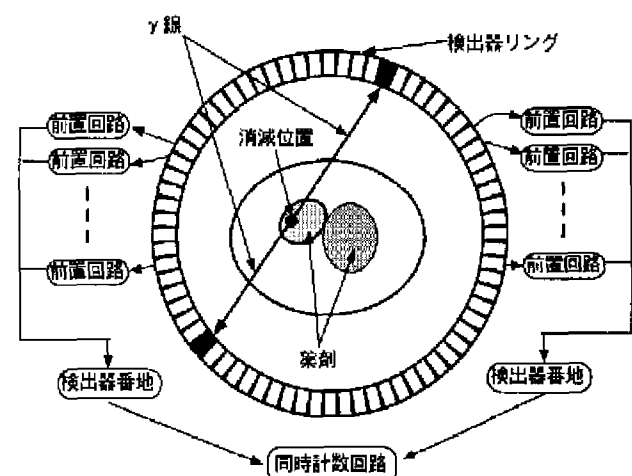


図1 PETの原理

従来のアルゴリズムではこの同時計数イベントをため、これらの情報を角度ごとに並

べ換え、方向ごとの強度分布をつくらなければ画像再構成を行えなかった。これらの強度分布は薬剤の分布をそれぞれの方向へ積分した量に比例したもので投影(projection)と呼ばれる。(図2)

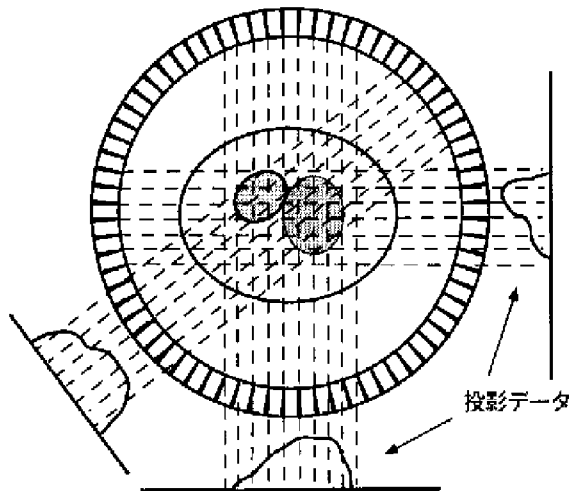


図2 PETの投影データ

被検者内の薬剤密度分布が $f(x,y)$ であるとすると得られる投影 $P(\theta)$ は

$$P = \int_s f(x,y) ds \quad (1)$$

となる。 ds は、角度 θ 方向に沿った線素である。

これを従来はフィルター付逆投影法などの手法で逆投影して薬剤の濃度分布図を得る。濃度分布図は正方形のマス(ピクセル)に分割した図で表される。

2.2 ベイズ推定法

我々の提案する事後確率集積法はベイズ推定法を基にしている。ベイズの定理は条件付き確率の基本的な定理であり以下のような式で表される。

$$P(A_i|B_j) = \frac{P(B_j|A_i)P(A_i)}{\sum_{i=1}^N P(B_j|A_i)P(A_i)} \quad (2)$$

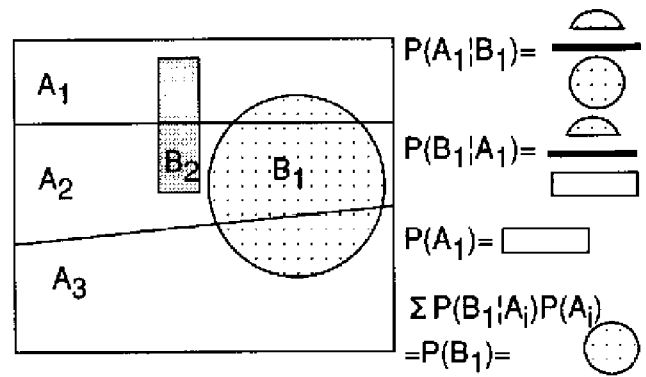


図3 ベイズの定理

この定理によって、事象 B_j を起こす原因が A_1, A_2, \dots といくつかあったとき、それぞれの原因が起こる確率 $P(A_i)$ とその原因の下で B_j が起こる確率 $P(B_j|A_i)$ がわかっているなら、 B_j が原因 A_i に基づく確率 $P(A_i|B_j)$ を求めることができる。

ベイズ逐次推定法は、このベイズの定理を繰り返し適用する事によって原因が何であるかを推定しようとする手法である。データ事象 B_j がある確率密度関数にしてがっており、その確率密度関数を決定するパラメータが $A_1 \sim A_N$ のどれかであることが分かっているとき、データが得られる毎にパラメータが A_i である確率をベイズの定理の式を用いて求め、パラメータが何であるか推定していく。

ベイズの定理の式中の $P(A_i|B_j)$ は、測定結果 B_j が得られたことにより、新たに得られるパラメータが A_i である確率(事後確率)であり、 $P(B_j|A_i)$ は測定結果 B_j に対する A_i の尤度、 $P(A_i)$ はデータが得られる前に推定していた事前確率である。式の分母は全確率の和を1に規格化するためのものである。次の測定結果得られたときには、この事後確率を事前確率として測定結果が得られる度に繰り返し更新していき、より確からしいパラメータ

を推定する方法である。

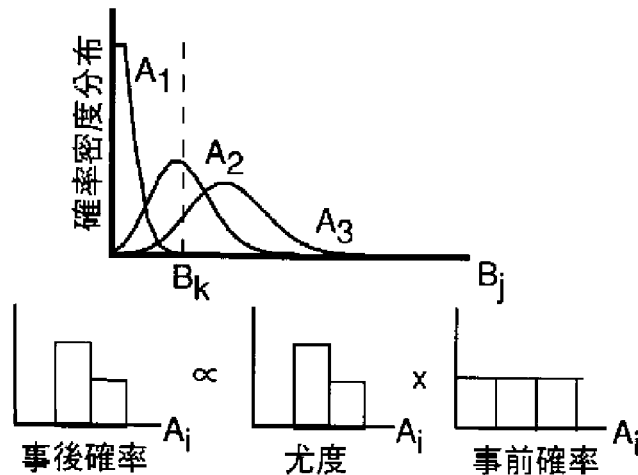


図4 ベイズ推定法

データ B_k が得られたことによりパラメータは A_2 である確率が高いと推定できる。データがないときはどれが尤もらしいか分からないので事前確率は一律であるが、次のデータを得たときには求めた事後確率を事前確率とし、計算する。

2.3 事後確率集積法

ベイズ推定法はパラメータの推定に有効であるが、より一般的な問題に適用しようとすると問題がある²⁾。ベイズ推定法は事象 B_j がただ一つの確率密度関数(パラメータ A_k) に従っている場合に、そのパラメータが何であるのが最も確からしいかを推定するという問題には有効であるが、事象 B_j が複数の確率密度関数(パラメータ A_1, A_2, \dots) に従っており、そのパラメータの強度比を推定するという問題には適さない。

たとえば事象 B_j はパラメータが A_1 である確率密度関数と、 A_2 である確率密度関数がある比率で合成した確率密度関数から起こっているとする。仮に事象 B_j がパラメータが A_2 であるものから起きた場合に、事象 B_j はパラメータが A_1 である場合に起こり得ないのであるということが起こり得る。この場合には $P(B_j | A_1) = 0$ であるのでパラメータが A_1 である事後確率 $P(A_1 | B_j) = 0$ となる。1度確率

が0になるとその後は0のままになってしまい回復することはない。

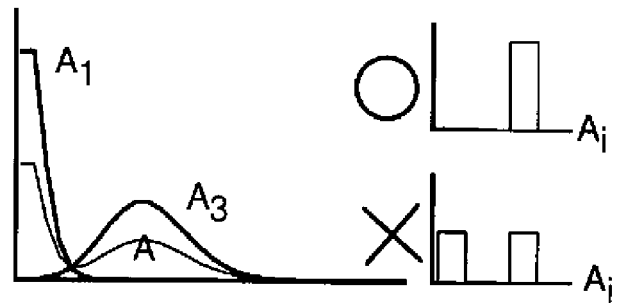


図5 ベイズ推定法が有効でない場合
データは A_3 の分布であるという推定はできるが、 A_1 が5割、 A_3 が5割であるというように比を求めることはできない。

このようにベイズ推定法をそのまま使っても、データ分布を決定するパラメータの強度比を求めるということはできない。PETの画像再構成においても、ピクセルをパラメータと考え、ピクセルの薬剤の濃度比を求めるとい問題であるため適用できない。

そのため次の式のような事後確率集積法を提案、適用する²⁾。

$$P(k|x) = P(k) + \alpha \frac{W(x|k)P(k)}{\sum_{j=1}^n W(x|j)P(j)} \quad (3)$$

すなわち、データ x を得たときパラメータが k である事後確率は事前確率にベイズの定理による補正量を加えたものとする。このようにすれば他のパラメータの分布によってデータ x が得られた場合、尤度が0であっても事後確率が0になるということは防げる。ここで α は定数で確率集積の重み係数と呼ばれる。事後確率の和は $1 + \alpha$ になるため1に規格化する。

2.4 事後確率集積法による画像再構成

事後確率集積法を PET の画像再構成に適用した場合に(3)式の各変数、関数の意味は

次のようになる。

k :ピクセルの番号(パラメータ)、 x :同時計数イベント(データ)、 $P(k|x)$:同時計数イベント x を得たことによるピクセル k の事後薬剤濃度、 $P(k)$:ピクセル k の事前薬剤濃度、 $W(x|k)$:同時計数イベント x に対するピクセル k の尤度

同時計数イベント毎にこの計算を行い、薬剤分布を推定、更新していく。

3. シミュレーション

3.1 分解能

画像の分解能は2点を見分ける最小距離であり、点線源を画像再構成して得られる点応答関数の半値幅に一致する。

PET においては陽電子が消滅するまでに移動する距離と、2個の消滅線が正確に反対方向でなく角度揺動を有する現象によって2mm程度に制限されると考えられているが、現状では分解能を制限している最大因子は検出器の幾何学的寸法であり、中心では検出器の幅に対して1/2程度となっている。

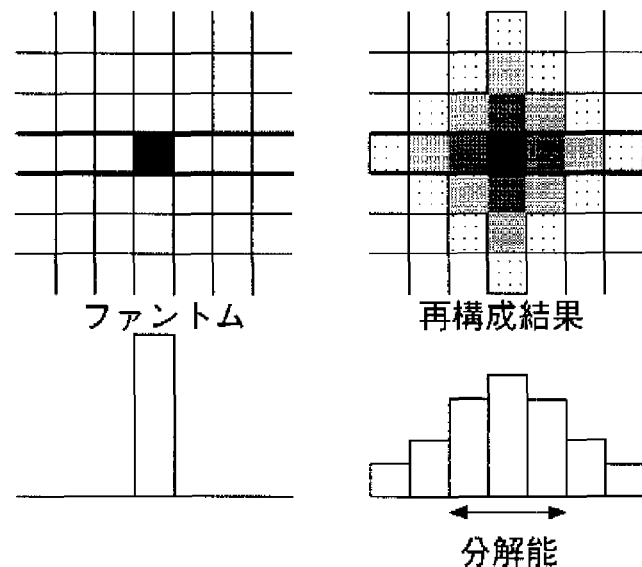


図6 分解能

3.2 方法

図6のように一つのピクセルのみ薬剤が分布しているファントムを考え、それに対して画像再構成を行う。

再構成結果の半値幅より、分解能が検出器幅に対してどの程度かを調べる。また薬剤の位置を変えて、検出器対の軸に対して平行、垂直方向について位置による依存性を調べる。

検出器の数は64個、ピクセルのサイズは検出器の幅に対して約1/20とした。

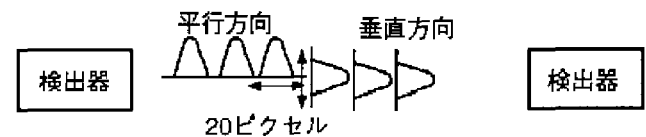


図7 平行方向と垂直方向

4. 結果

検出器対に対して垂直方向の結果を図8に、平行方向の結果を図9に示す。イベント数 $N=1000000$ 、確率集積の重み係数 $\alpha = 1/10000$ である。 r は点線源の中心からの距離である。

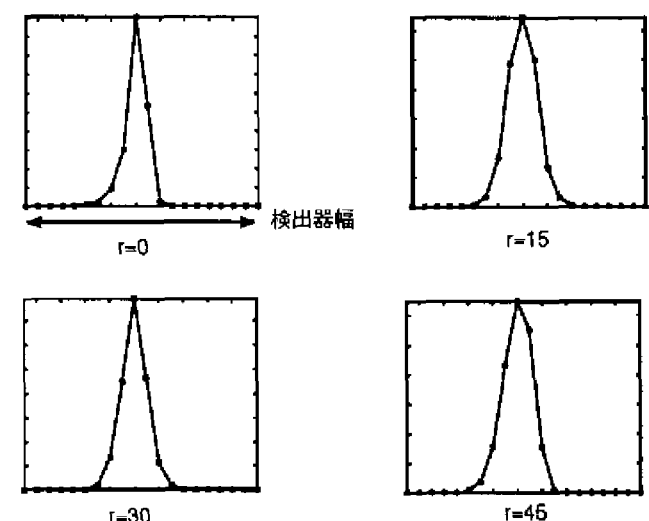


図8 結果(垂直方向)

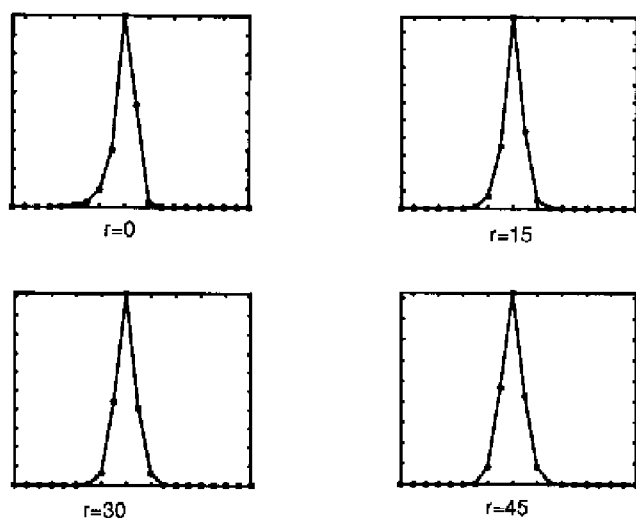


図9 結果(平行方向)

垂直方向については中心付近での分解能は検出器幅の 1/8 程度で、中心から離れるにつれ多少悪くなるが、検出幅の 1/5 程度の分解能がある

平行方向については位置による違いは見られず、分解能は 1/8 程度である。

図 10 にイベント数 N に対する分解能の依存性の結果を示す。

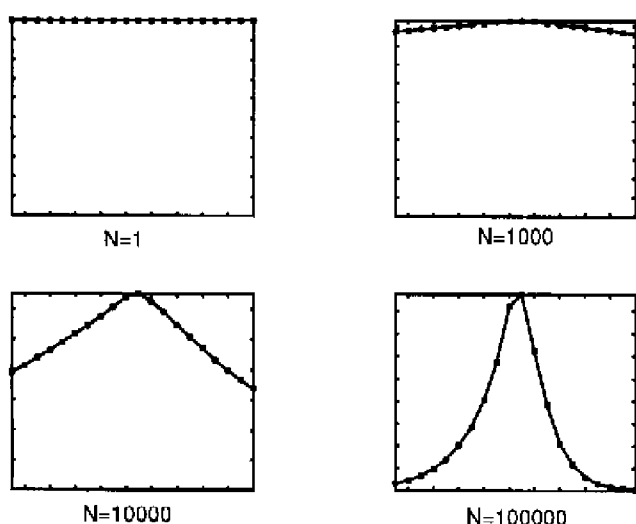


図 10 イベント数 N の依存性

イベント数が少ないうちは分解能が悪いが、イベント数の増加と共に分解能がよくなっている。本手法においては分解能はイベント数に大きく依存することが分かる。

5. まとめ

事後確率集積法によるエミッション CT 画像再構成の分解能について PET を例にとり、シミュレーションにより生成した同時計数データを使用して確認した。検出器幅に対して 1/8~1/5 程度の分解能であることを確認した。また、分解能はイベント数に依存することが分かった。これにより検出器が少数であっても、高分解能の画像再構成が可能となることが期待できる。

6. 今後の展開

1. シミュレーションの条件をより実体系に近づけ、イベント数 N の依存性について調べる。
2. 実データを用いて確認する。
3. 従来の画像再構成法との比較検討を行う。

参考文献

- 1) 三井隆史、小田中滋、岩崎信、北村正晴: ベイズ逐次推定アルゴリズムによるエミッション CT の画像再構成、計測自動制御学会東北支部第 170 会研究集会 170-12
- 2) S.Iwasaki: A New Approach for Unfolding Problems Based only on the Bayes' Theorem, 9th International Symposium on Reactor Dosimetry, (1996)