

ニューラルネットを用いた 2核種同時データ収集型SPECTにおける散乱補正

松永 亜貴夫 尾川 浩一
法政大学大学院工学研究科電気工学専攻

エミッション CT の 2 核種同時データ収集において困難となっている散乱線推定を 3 階層型ニューラルネットを用いる事によって実現した。教師データをそれぞれの核種のプライマリ光子数と設定ウィンドウ内の全光子数の比率として学習させ、ニューラルネットの重みや閾値を決定した。このニューラルネットによって得られた出力にそれぞれの核種の全光子数を乗じてプライマリ光子数を求めた。シミュレーションと実験の結果より 2 核種同時データ収集におけるニューラルネットワークを用いたプライマリ光子の抽出が可能であることが明らかになった。

1. はじめに

SPECT(Single Photon Emission CT)では、投与した放射性同位元素の光電ピークを中心とする領域にエネルギーウィンドウ(20%程度)を設定し、このウィンドウ内の入射光子を検出しイメージングに用いている。しかし、核種から放射された光子は、被検体内の媒質とコンプトン散乱を起こし、この散乱光子がデータ収集のためのエネルギースペクトルに入るので、プライマリ光子の正確な計測が困難となる。この結果、SPECT 画像のコントラストや空間分解能は著しく低下する。よってこの散乱成分を除去することは定量的な SPECT 画像を得るための必須条件となる。線源が 1 種類(単核種)の場合、この散乱線を除去するための手法は幾つか提案されており実際に定量的な散乱線推定が可能となっている。しかしながら、線源が 2 種類(2 核種)で、かつピークエネルギーが近接している場合、従来の手法では散乱線を除去できないという問題があった。これに対し我々はニューラルネットワークを用いることによって 2 核種の分離と散乱線の除去を可能とした。

ニューラルネットワークとは、人工神経回路網(Artificial Neural Network:ANN)を意味し、脳における神経細胞の記憶のメカニズムに模してパターン認識を行うものである。ニューラルネットを用いた手法では、そのロバスト性により、ノイズの影響を抑える事ができ、より正確な散乱線の補正ができる。

今回、ターゲットとする放射性同位元素は I-123 と Tc-99m であり、これらは放射性医薬品である Tc-99mMIBI と I-123BMIPP を使った心臓の断層映像を撮るのに用いられている。この 2 種類の放射性同位元素はエネルギーピークが非常に近接している為、従来の手法で 2 核種分離、散乱補正は不可能であった。そこで本論文では、この 2 種類の放射性同位元素について、提案する手法を用いて散乱線補正のシミュレーションと実験を行い、検討を行った。この結果、2 核種の場合においても正確な散乱線推定が可能であることが明らかとなった。

2. ニューラルネットワークを用いた散乱線推定法

散乱線の推定方法の概略を図 1 に示す。エネルギースペクトルは、Tc-99m と I-123 を例としたものである。このスペクトルに対し、エネルギーウィンドウの設定範囲

を 120~180keV とし、これを 6keV ずつ 10 個に分割する。そしてそれぞれのウィンドウ内の光子のカウントを設定範囲内の全光子収集カウントで割ったものをニューラルネットに入力する。

ここで用いるネットワークは図に示す階層型ネットワークと呼ばれる 3 層構造のネットワークで、入力層 10 個、出力層 2 個のユニットで構成した。

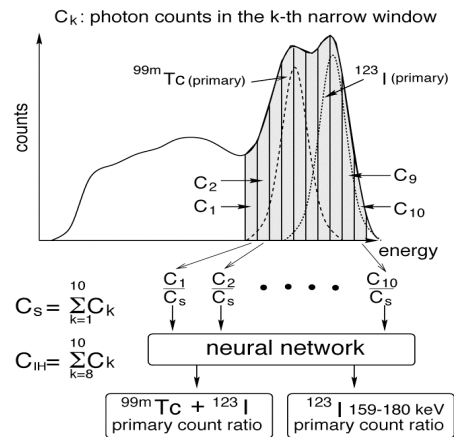


図 1. 概略図

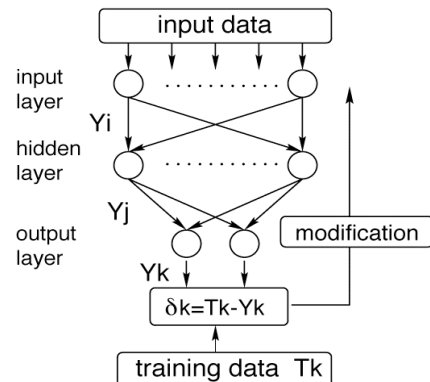


図 2. 本手法で用いるネットワーク

このネットワークの出力から、プライマリ光子数と設定エネルギーウィンドウ内の全光子数の比率が与えられ、この出力のうちの I-123 に 159-180keV の全光子数を乗ずると I-123 のプライマリ光子数が求まり、残りの出力に全体の光子数を乗じたものと I-123 のプライマリ光子数の差から Tc-99m のプライマリ光子数が求まる。このニューラルネットを学習させるために、教師データとして入力する各エネルギーウィンドウ内のプライマリ光子および散乱光子の割合があらかじめわかっている必要がある。そこでモンテカルロシミュレーションを実行し、各エネルギーウィンドウ内の散乱光子とプライマリ光子の値を計算し、この値を用いてネットワークの重みや閾値を決定した。

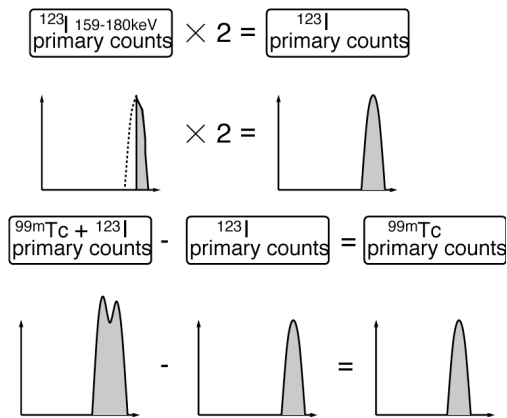


図 3. プライマリ光子の算出法

教師データの作成に際して、図 4 のようなファントムを用意した。このファントムは半径 10cm の無限長の円柱全体に水が入ったものであり、その中心から 5cm 離れたところに、半径 3cm の小円柱があり、外側の円柱に I-123、内側の円柱に Tc-99m を分布させた。これらのファントムについてモンテカルロシミュレーションを行い、得られたエネルギースペクトルのうち、図 4 に示した 3 つの投影角度で得られるエネルギースペクトル(1 方向あたり 40 個、計 120 個)のみを教師データとして使用した。これは、この 3 方向(0, 88, および 268deg.)のエネルギースペクトルがあれば、これらが全方向で得られるスペクトルをほぼ代表していると考えたためである。この教師データを使ってネットワークのパラメータ(重み、閾値)を修正モーメント法を用いたバックプロパゲーション法によって学習させた。重み修正係数 α 、閾値修正係数 β は、さまざまなシミュレーションにより、 $\alpha=0.2$ 、 $\beta=0.2$ と決定した。

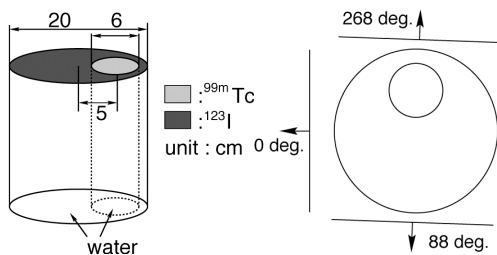


図 4. 教師データ用ファントムと投影角度

3. 投影データの作成

モンテカルロシミュレーションを実行し、投影データを作成した。そのシミュレーションの諸条件は以下に示す通りである。放射性同位元素は Tc-99m(光電ピークエネルギーが 141keV)と I-123(同 159keV)で、光子がファントムの放射線源の部分から等方的に放射されるものとした。また相互作用としては、コンプトン散乱、干渉性散乱、光電効果を考慮した。検出器のモデルとしては、検出感度、検出効率ともに 100%とし、NaI(Tl)シンチレータのエネルギー分解能は Tc-99m に対し、FWHM が 11%であるものとした。検出器はファントムの側面から 1cm 離れた位置に置き、5mm x 5mm の無限小厚のコリメータに上下、左右 ± 2 deg.の角度で入射する光子をカウントした。データ収集マトリクスは 64 x 64 とした。乱数には Mersenne Twister を用いた。投影数は 4deg.おきに 90 投影とした。

4. シミュレーション

今回、シミュレーションの評価データとして図 5 のようなファントムの投影データを用意し、散乱線除去を行った。画像再構成には、Filtered-backprojection 法を用い、吸収補正には、Chang 法を用いた。吸収補正で用いた線吸収係数は、Tc-99m の場合が 0.153、I-123 の場合が 0.147[1/cm]である。これらは水に対するそれぞれの光子エネルギーの線吸収係数値である。

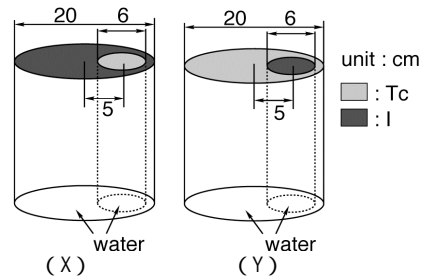


図 5. 評価用ファントム

5. 実験

実験では、図 6 のようなファントムを用意し散乱線除去を行った。尚、再構成、吸収補正等の条件はシミュレーション時と同じ状態で行った。この際に使用したガンマカメラは東芝製デジタルガンマカメラ GCA-7200A、コリメータは LEHR コリメータを使用した。検出器の回転半径は 12.2cm で一方向あたりの収集時間は 30 秒で計測した。

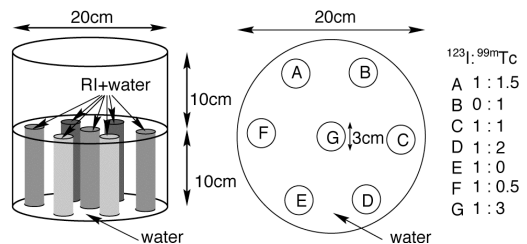


図 6. 実験で使用したファントム

6. 結果及び考察

6.1. シミュレーション結果と考察

図7、8は、教師データと評価データに関して、放射性同位元素の分布が同じファントムを補正したものである。すなわち図4のファントムデータでニューラルネットワークを学習させ、評価用ファントム(X)の散乱補正を行っている。図7には再構成画像を、図8にはこれらの画像の濃度プロファイルを示す。これらの図から、未補正の再構成画像(Tc-99m)ではI-123の散乱光子の影響を受けて、低周波歪みが生じているが、本手法を用いることで散乱線がほとんど除去されているのがわかる。

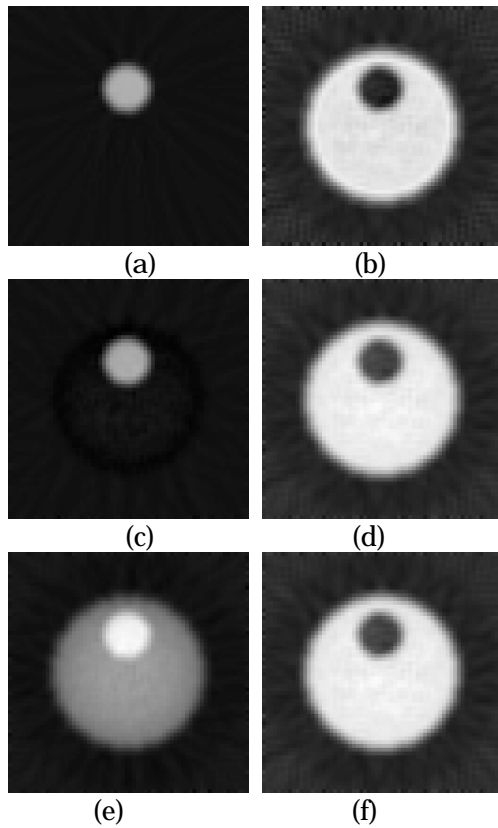


図7. ファントムXの補正結果 (a) Tc-99mのプライマリ画像, (b) I-123のプライマリ画像, (c) Tc-99mの補正画像, (d) I-123の補正画像, (e) Tc-99mの未補正画像, (f) I-123の未補正画像

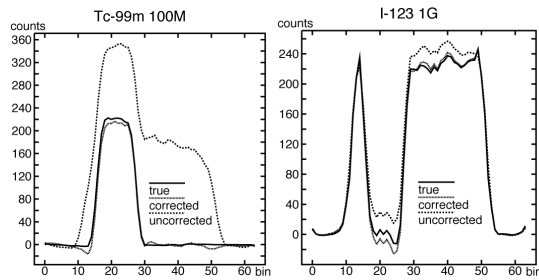


図8. ファントムXのプロファイル

これに対し、評価用ファントムとして(Y)のように学習データと全く異なったデータの散乱線補正の能力を検討した結果を図9、10に示す。放射性同位元素の分布は、学習データと評価データでは全く逆になっている。この結果では、I-123もTc-99mもそれぞれお互いの散乱光子の影響を受けており、歪みが生じているのがプロファイルからわかる。しかしながら、提案する手法で補正することで、Tc-99mの一部でわずかに過補正が見られるものの、かなり正確に補正できているのが確認できる。この結果から、教師データと違う形のファントムの補正にも有効である事がわかり、このニューラルネットワークを用いた散乱補正法に汎用性がある事も確認できた。

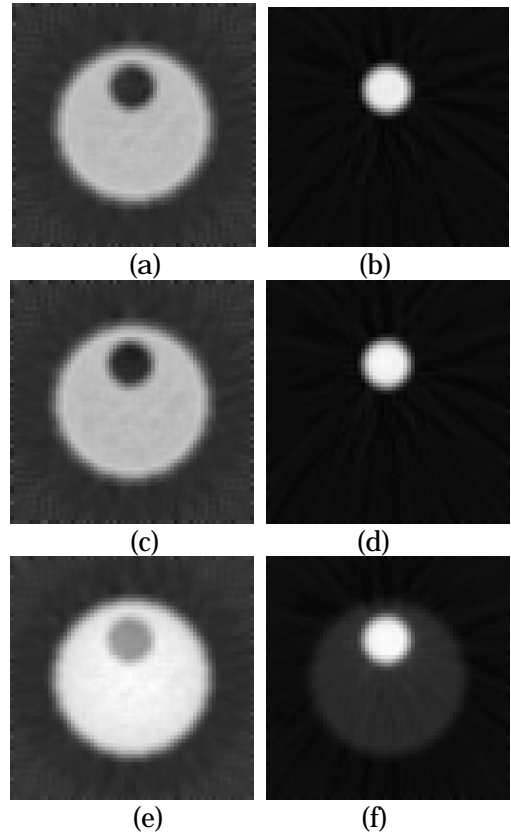


図9. ファントムYの補正結果 (a) Tc-99mのプライマリ画像, (b) I-123のプライマリ画像, (c) Tc-99mの補正画像, (d) I-123の補正画像, (e) Tc-99mの未補正画像, (f) I-123の未補正画像

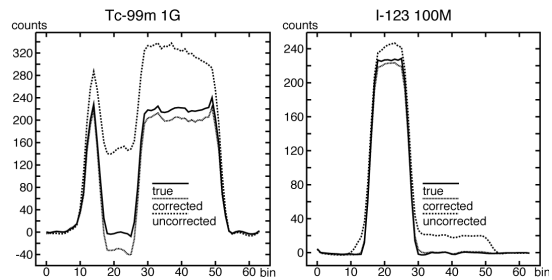


図10. ファントムYのプロファイル

る。

6.2. 実験結果と考察

実験に用いたファントムの形状、放射性同位元素の分布は教師データと全く違ったものであり、7本の円柱内に2種類の放射性同位元素を異なった濃度比で分布させた。図11は再構成画像を示し、図12は影の部分のSPECT値を加算したものの濃度プロファイルである。図11の再構成画像を見ると、未補正のものは形状こそは似ているが、正確に濃度比が再現されていない。これは散乱光子の影響によるものである。しかし、本手法で補正を行ったものは、濃度比率が、設定した比率に近い値がでており、ほぼ理想どおりの結果がでていいるのが確認できる。これにより、シミュレーションだけでなく、実験においても本手法が有効である事が確認できた。

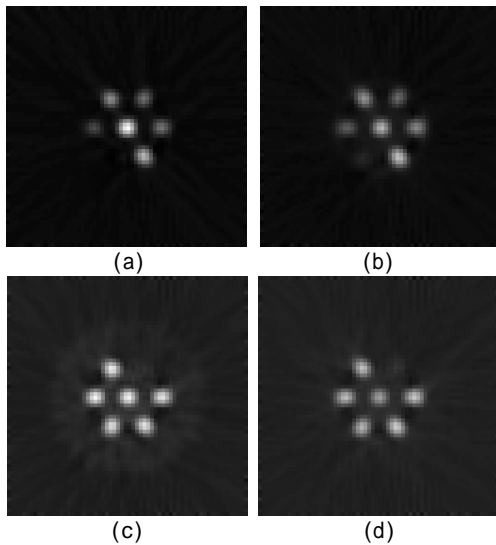


図11. 補正結果 (a)Tc-99mの補正画像, (b)Tc-99mの未補正画像, (c)I-123の補正画像, (d)I-123の未補正画像

7. まとめ

本論文では2核種同時データ収集型SPECTにおいて光子収集の際に含まれる散乱光子の除去をニューラルネットを用いて行う事を提案し、シミュレーションおよび実験から検証した。また、教師データの違い等による汎化性に対してもシミュレーション、実験から検討した。この結果から、本手法が散乱線補正に有効である事が確認できた。今後の課題としては、補正精度の限界を調査するため、2つの核種の濃度比がさらに大きくなった場合についてシミュレーション、実験の両方から検討する必要がある。また、心筋ファントムのようなさらに実際の臨床データに近い場合についての本手法の性能を明らかにしておく必要があると考える。また、このような臨床データに近い教師データを用いることで、補正精度の向上が期待できるので、モンテカルロシミュレーションによって、MCATファントムのような人間の胸部の形状を模擬したようなファントムから、Tc-99mならびにI-123のデータを計算し利用することは意味があると考えてい

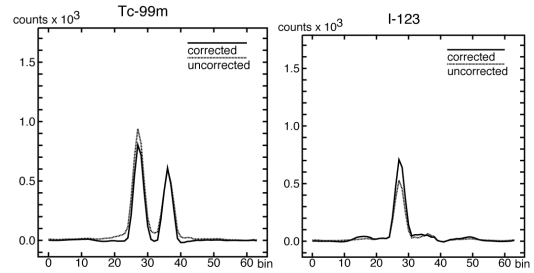
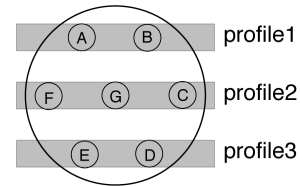


図12a. Profile1

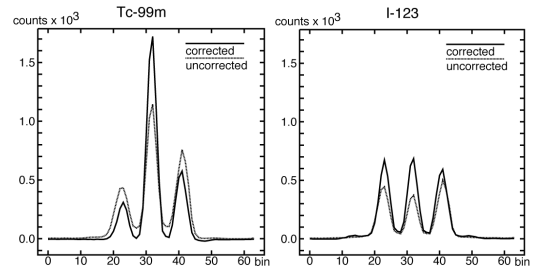


図12b. Profile2

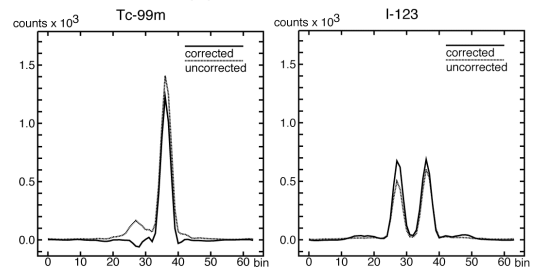


図12c. Profile3

参考文献

- [1] D.E. Rumelhart, J.L. McClelland, R.J. Williams, et. al., " Learning Internal Representations by Error Propagation, " In:Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition. Vol.1:Foundations. MIT Press , Cambridge, pp. 318-362, 1986.
- [2] 脇本良則、田中宏一良、藤田啓介、他、"神経回路網の自己組織化" 中野馨編: "ニューロコンピュータの基礎"、コロナ社、東京、pp. 50-66, 1991.
- [3] D.E. Raeside, "Monte Carlo Principles and Applications, " Phys. Med. Biol., vol. 21, pp.

- 181-197, 1967.
- [4] 前田 繁、尾川浩一： "モンテカルロ計算の核医学への応用" 日本医学物理学会第 10 回研究発表会抄録集：pp.79-80, 1993.
 - [5] A.C. Kak, M. Slaney, "Principles of Computerized Tomographic Imaging, " New York: IEEE PRESS, , pp. 49-112.
 - [6] L.T. Chang, "A method for attenuation correction in radionuclide computed tomography, " IEEE Trans. Nucl. Sci., vol. Ns-25, No. 1, pp. 638-643, February 1978.
 - [7] 諸角健, 中島真人, 尾川浩一,他、 " Single Photon Emission CT のための減衰補正法" 電子通信学会誌, J66-D, No.10, 1983.
 - [8] M.Matsumoto and T.Nishimura, " Mersenne Twister: A 623-dimensionally equidistributed uniform pseudorandom number generator, " ACM Trans. on Modeling and Computer Simulation Vol.8, No.1, January pp.3-30 1998.

キーワード.

SPECT、ニューラルネットワーク、モンテカルロシミュレーション、散乱補正

Summary.

**Scatter correction in dual-radionuclide SPECT data acquisition
by means of a neural network**

Akio Matsunaga and Koichi Ogawa

Division of Electrical Engineering, Graduated School of Engineering, Hosei University

In dual-radionuclide Emission CT, it is hard to eliminate scattered photons from acquired data. This paper describes scatter correction method with a three layered Artificial Neural Network(ANN). The training data consisted of ratios of primary photons to the total count acquired in a predefined energy windows for each radionuclide (Tc-99m or I-123). The results of simulation showed the effectiveness of the proposed method.

Keywords.

SPECT, Artificial Neural Network, Monte Carlo simulation, scatter correction