

## 2 核種同時収集型心筋 SPECT における散乱補正法の比較

山田 直樹

尾川 浩一

法政大学大学院工学研究科情報電子工学専攻

$^{99m}\text{Tc}$  と  $^{123}\text{I}$  を同時に用いた SPECT では、互いの光電ピークエネルギーが隣接しているため、 $^{99m}\text{Tc}$  と  $^{123}\text{I}$  から放射したプライマリ光子による再構成画像はお互いの散乱光子や相手のプライマリ光子によって劣化してしまう。この問題を解決するために、我々は 1999 年に入力層: 10、中間層: 20、出力層: 2 という 3 階層構造のネットワークを持つニューラルネットワークを用いた新たな手法を提案した。同年 El Fakhri らもまた我々と類似した手法を提案し、良好な結果を得ることに成功している。我々の手法と彼らの手法との主な違いは、(1)広いエネルギーウィンドウの設定範囲、(2)狭いエネルギーウィンドウの幅、(3)プライマリ光子数の計算方法、の 3 点である。本論文において、以上の点についてニューラルネットワークを用いた両手法の性能をシミュレーション及び実験データによって評価した。シミュレーションでは、MCAT ファントムを使用し、OS-EM 法により画像再構成を行った。また、性能の評価は再構成画像の平均二乗誤差を計算することによって調査した。実験では、6 つの関心領域を設定し、その中の濃度値を測定することで性能を評価した。その結果、我々の提案する手法が彼らの提案する手法よりも優れていることが確認できた。

### 1. はじめに

SPECT において、 $^{99m}\text{Tc}$ -MIBI と  $^{123}\text{I}$ -BMIPP を同時に使用することにより、我々は簡便に心筋の機能情報を得ることができる。しかし、 $^{99m}\text{Tc}$  と  $^{123}\text{I}$  を同時収集するにはいくつかの問題点がある。それは、お互いの光電ピークエネルギー ( $^{99m}\text{Tc}$ : 141 [keV],  $^{123}\text{I}$ : 159 [keV]) が隣接しているために起きる。SPECT ではデータ収集をする際にエネルギーウィンドウを設定するが、このような光電ピークエネルギーが隣接している 2 核種のデータ収集では図 1 の様なエネルギーウィンドウを用いてデータを収集すると、以下の問題が生ずる。すなわち、 $^{99m}\text{Tc}$  に対するウィンドウでは、 $^{99m}\text{Tc}$  自身のコンプトン散乱光子と  $^{123}\text{I}$  のコンプトン散乱光子と  $^{123}\text{I}$  のプライマリ光子が混在してしまうため、再構成した画像は劣化してしまう。同様に、 $^{123}\text{I}$  に対するウィンドウでは、 $^{123}\text{I}$  自身のコンプトン散乱光子と  $^{99m}\text{Tc}$  のプライマリ光子が混在してしまうため劣化する。

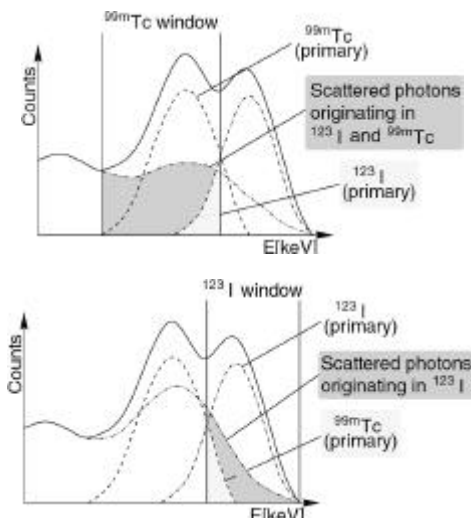


図 1. 2 核種同時収集における問題点(上:  $^{99m}\text{Tc}$ 、下:  $^{123}\text{I}$ )

この問題を解決するために、いくつかの手法が提案 [1]-[8]されてきたが、実際に散乱線を除去する有効な手法は存在しなかった。そこで、我々は 1999 年にニューラルネットワーク (artificial neural network: ANN) を用いた新たな手法 [9] (以下、ANN1 と略す) を提案した。この方法は、1993 年に我々が提案した 1 核種に対するニューラルネットワークを用いた散乱補正法 [10] の応用である。我々は [9] において、入力層: 10、中間層: 20、出力層: 2 という構造を持つ 3 階層型のネットワークを使用した。入力層には、2 つのエネルギーウィンドウによって測定したカウント値の比率を用いた。1 つは、狭いエネルギーウィンドウ (6 [keV]) で測定したカウント値であり、もう 1 つは、広いエネルギーウィンドウ (120-180 [keV]) で測定したカウント値であった。

一方、同年、El Fakhri らもまた我々と類似した手法 [11]-[12] (以下、ANN2 と略す) を提案し良好な結果を得た。ANN1 と ANN2 との主な違いは、(1)広いエネルギーウィンドウの設定範囲、(2)狭いエネルギーウィンドウの幅、(3)プライマリ光子の算出方法の 3 点である。すなわち、ANN1 ではエネルギーウィンドウの設定範囲として 120-180 [keV] が用いられ、個々のエネルギーウィンドウの幅は 6 [keV] であるが、ANN2 では設定範囲を 79-183 [keV] とし、幅を 4 [keV] としている。本論文ではモンテカルロシミュレーションデータ及び実験データを基に ANN1 と ANN2 の両手法と ANN1 の改良バージョンである ANN3 の性能について比較を行った。

### 2. 方法

本論文において、プライマリ光子数を推定するための 4 つの方法 (ANN1: 我々の提案する手法, ANN2: El Fakhri らによる手法, ANN3: ANN1 の改良バージョン, Conventional (conv.): 従来の手法) を比較した。以下に、それぞれの方法について示す。推定されたプライマリ光子数を  $^{99m}\text{Tc}$  については  $C_{Tc}^{est}$  とし、 $^{123}\text{I}$  については  $C_I^{est}$  とする。

2.1 ANN1

この方法は我々の提案する手法[9]である。図2にANN1の概略を示す。ANN1におけるニューラルネットワークの構造は入力層: 10、中間層: 20、出力層: 2である。入力層に入力する値は、2つのエネルギー・ウィンドウによって測定したカウント値の比率を用いた。1つは、k番目の狭いエネルギー・ウィンドウ(6 [keV])で測定したカウント値  $C_k$  であり、もう1つは広いエネルギー・ウィンドウ(120-180 [keV])で測定した  $C_{total}$  である。すなわち、入力する値  $R_k$  は、

$$R_k = \frac{C_k}{C_{total}} \dots \dots \dots (1)$$

であり、ここで

$$C_{total} = \sum_{k=1}^{10} C_k \dots \dots \dots (2)$$

である。出力層から得られる2つの出力は、 $^{123}\text{I}$ の半分のプライマリ光子数の比率である  $R_{I/2}$  と、 $^{99m}\text{Tc}$  と  $^{123}\text{I}$ の混在したプライマリ光子数の比率である  $R_{Tc+I}$  である。すなわち、

$$R_{I/2} = \frac{\text{half of primary photons } (^{123}\text{I})}{C_{I/2}} \dots \dots \dots (3)$$

$$R_{Tc+I} = \frac{\text{sum of primary photons } (^{99m}\text{Tc} + ^{123}\text{I})}{C_{total}} \dots \dots \dots (4)$$

であり、ここで、

$$C_{I/2} = \sum_{k=8}^{10} C_k \dots \dots \dots (5)$$

である。

2つの出力はプライマリ光子数の比率である。そのためそれぞれのカウント値を乗じて実際のプライマリ光子数を算出する。図3にその方法を示す。ANN1では、まず始めに出力から得られている  $R_{I/2}$  に  $C_{I/2}$  を乗ずることにより  $^{123}\text{I}$ の半分のプライマリ光子数を算出する。そして、これを2倍することにより  $^{123}\text{I}$ 全体のプライマリ光子数を求める。次に、もう1つの出力である  $R_{Tc+I}$  に  $C_{total}$  を乗ずることにより  $^{99m}\text{Tc}$  と  $^{123}\text{I}$ の混在しているプライマリ光子数を算出し、そこから先に求めた  $^{123}\text{I}$ のプライマリ光子数を引くことにより  $^{99m}\text{Tc}$ 全体のプライマリ光子数を求める。すなわち、

$$C_I^{est} = 2 \cdot C_{I/2} \cdot R_{I/2} \dots \dots \dots (6)$$

$$C_{Tc}^{est} = C_{total} \cdot R_{Tc+I} - C_I^{est} \dots \dots \dots (7)$$

となる。

2.2 ANN2

この方法は El Fakhi らによって提案された手法[11]である。図4にANN2の概略を示す。ANN2におけるネットワークの構造は入力層: 26、中間層: 13、出力層: 2である。入力層に入力する値は、ANN1と同様に2つのエネルギー・ウィンドウによって測定したカウント値の比率であり、(1)式によって計算した。ただし、ANN2では、広いエネルギー・ウィンドウの設定範囲を79-183 [keV]、狭いエネルギー・ウィンドウの幅を4 [keV]としているため、

$$C_{total} = \sum_{k=1}^{26} C_k \dots \dots \dots (8)$$

である。出力層から得られる2つの出力は、 $^{123}\text{I}$ のプライマリ光子数の比率である  $R_I$  と、 $^{99m}\text{Tc}$ のプライマリ光子数の比率である  $R_{Tc}$  である。

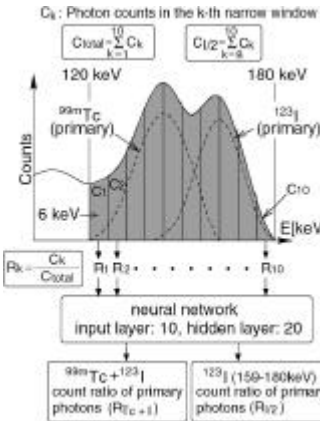


図2. ANN1の概略

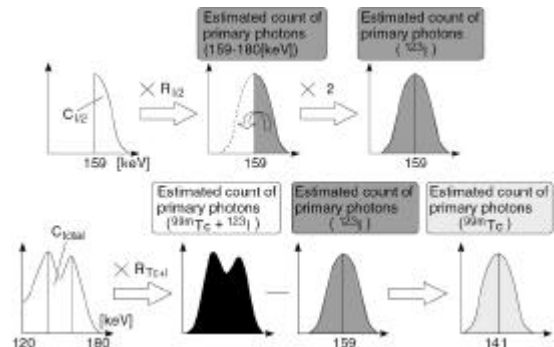


図3. ANN1におけるプライマリ光子の計算方法

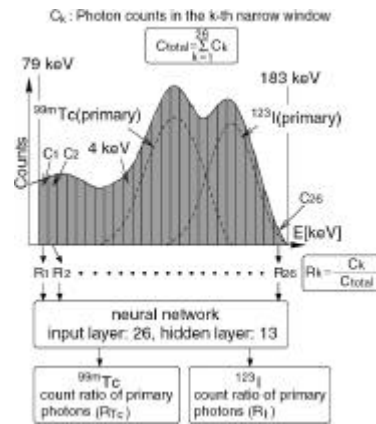


図4. ANN2の概略

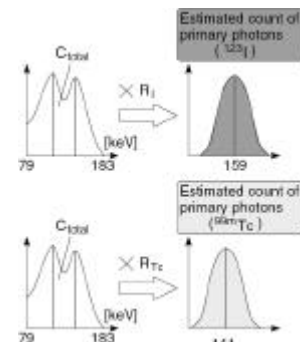


図5. ANN2とANN3におけるプライマリ光子の計算方法

2つの出力は ANN1 と同様にプライマリ光子数の比率である。そのため、それぞれのカウント値を乗じることによりプライマリ光子数を算出する。図5にその方法を示す。ANN2 では2つの出力( $R_{Tc}$  と  $R_I$ )に  $C_{total}$  を乗ずることにより  $^{99m}Tc$  と  $^{123}I$  のプライマリ光子数を算出する。すなわち、

$$C_I^{est} = C_{total} \cdot R_I \dots \dots \dots (9)$$

$$C_{Tc}^{est} = C_{total} \cdot R_{Tc} \dots \dots \dots (10)$$

となる。

### 2.3 ANN3

この方法は ANN1 の改良バージョンである。図6にその概略を示す。ANN3 は、広いエネルギーウィンドウの設定範囲と狭いエネルギーウィンドウの幅とネットワーク構造は ANN1 と同じ(120-180 [keV], 6 [keV], 入力層: 10, 中間層: 20, 出力層: 2)であるが、ネットワークの出力を ANN2 と同じ( $R_{Tc}$  と  $R_I$ )にした。よって、(9)、(10)式によりプライマリ光子数を算出する(図5)。

### 2.4 Conventional method (conv.)

conv. は ANN を使用しない方法である。この方法は単純に2つのエネルギーウィンドウ(120-150 [keV], 150-180 [keV])を設定し、それらのウィンドウで測定されたカウント値を推定されたプライマリ光子数とした。図7にその概略を示す。

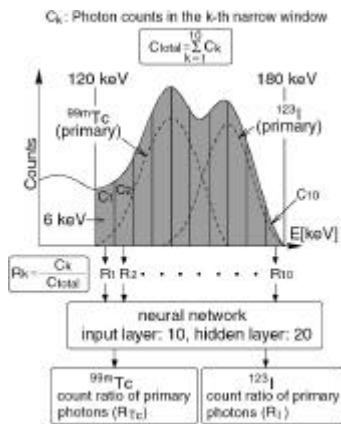


図6 ANN3の概略

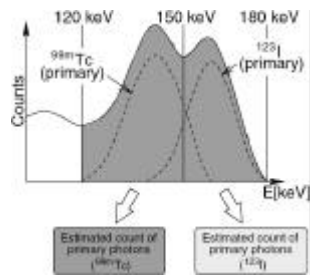


図7 conv.の概略

## 3. シミュレーションと結果

シミュレーションでは  $^{99m}Tc$  (光電ピークエネルギー: 141 [keV]) と  $^{123}I$  (光電ピークエネルギー: 159 [keV]) のエネルギースペクトルを得るためにモンテカルロ法を用いた。ファントムは MCAT ファントム[13]を使用した。図8は3

次元 MCAT ファントムのある一断面を示したものである。各手法は再構成画像の平均二乗誤差(mean squared error: MSE)を計算することで評価した。ガンマカメラの検出感度及び検出効率を100%とし、エネルギー分解能は FWHM が 11%のものをを用いと仮定した。光子輸送の際に生じる相互作用はコンプトン散乱と干渉性散乱と光電効果を考慮し、発生光子数は  $^{99m}Tc$  を 1G、 $^{123}I$  を 1.2G、投影数は 90 とした。図9は光子を発生させた位置の代表的なスライス面を示している。

ニューラルネットワークは一般化デルタルール[14]を使ったバックプロパゲーションアルゴリズムによって学習させた。また、ネットワークの収束を高速化するためにモーメント法[15]を用いた。学習データとして、我々はプライマリ光子のみのエネルギースペクトルとプライマリ光子及び散乱光子が混在しているエネルギースペクトルを用いた。用いた投影角度は  $0^\circ, 88^\circ, 268^\circ$  であり1方向につき64個のサンプルを使った。ネットワークの収束条件として誤差が 0.05 よりも小さくなった時にネットワークを停止させた。

推定したプライマリ光子の投影データが得られた後、OS-EM アルゴリズムによって画像再構成を行った。その際にサブセット内の投影数は 10 とし、反復計算回数は 15 回とした。また、吸収補正は  $^{99m}Tc$  と  $^{123}I$  それぞれ、MCAT ファントムの吸収係数分布に従い行った。図10~13は  $^{99m}Tc$  と  $^{123}I$  それぞれの再構成画像とそのプロファイルを示している。また、図において"ideal"と示しているものはプライマリ光子のみの投影データから再構成した理想的な画像である。また、プロファイルはそれぞれの図において白線で示した部分を示した。表1と表2はそれぞれの手法による再構成画像と理想的な再構成画像である"ideal"とのMSEを示している。シミュレーション結果は各手法とも従来の手法と比べると散乱線の除去が行われていることが分かるが、その中でも ANN1 が最も良好な結果が得られていることを表している。

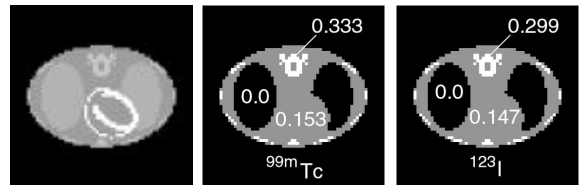


図8 ある断面におけるMCATファントムと吸収係数分布



図9 光子の発生位置(左:  $^{99m}Tc$ 、右:  $^{123}I$ )

表1. 再構成画像の平均二乗誤差(34枚目)

	ANN1	ANN2	ANN3	conv.
$^{99m}Tc$	4.5	60.0	59.5	190.8
$^{123}I$	0.9	2.3	2.3	17.4

表2. 再構成画像の平均二乗誤差(40枚目)

	ANN1	ANN2	ANN3	conv.
$^{99m}Tc$	6.5	70.6	72.1	231.1
$^{123}I$	1.0	3.7	3.7	30.2

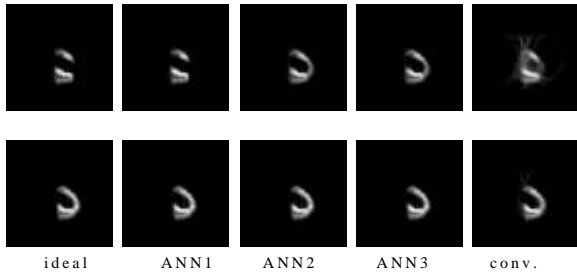


図 10. 34 枚目の再構成画像(上:  $^{99m}\text{Tc}$ , 下:  $^{123}\text{I}$ )

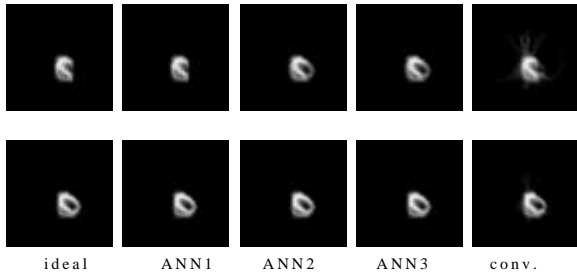


図 11. 40 枚目の再構成画像(上:  $^{99m}\text{Tc}$ , 下:  $^{123}\text{I}$ )

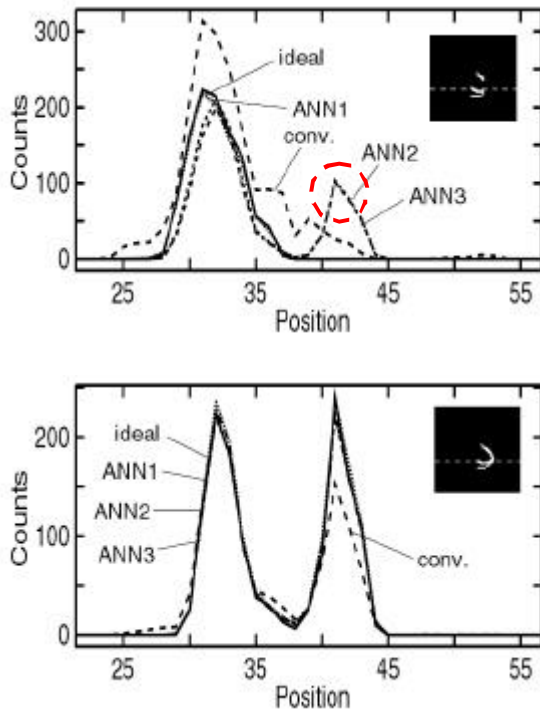


図 12. 図 10 のプロファイル(上:  $^{99m}\text{Tc}$ , 下:  $^{123}\text{I}$ )

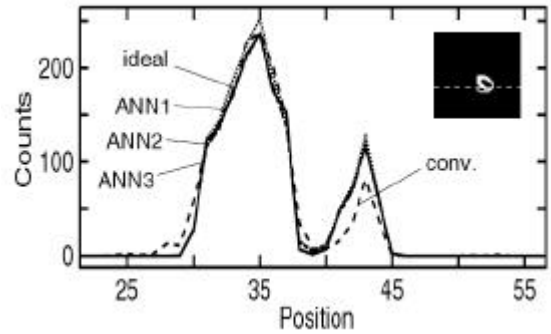
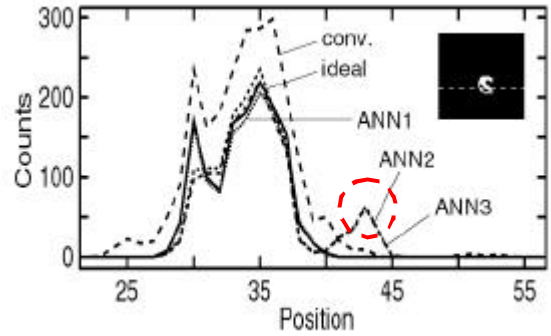


図 13. 図 11 のプロファイル(上:  $^{99m}\text{Tc}$ , 下:  $^{123}\text{I}$ )

#### 4. 実験と結果

実験データに対してこれらの手法の性能を比較するために円柱ファントム(図 14)を用いて実験を行った。データ収集には LEHR コリメータを用いた東芝製の GCA-9300A を使用し、マトリクスサイズは  $64 \times 64$ 、ピクセルサイズは  $6.4$  [mm]、投影数は  $60$  で、1 方向あたりの収集時間は  $30$  秒とした。データ収集において  $140$  [keV] を  $1000$  [ch] に設定し、データ収集範囲は  $500-1500$  [ch] とした。これは、エネルギーに換算すると  $70-210$  [keV] に相当する。また、実験ではチャンネルによってウィンドウの幅を設定するため、 $1$  [keV] に相当するウィンドウを  $8$  [ch](実際には  $1.12$  [keV]) とした。そのため、狭いエネルギーウィンドウは約  $4.4$  と  $6.7$  [keV] となった。小円柱内の  $^{99m}\text{Tc}$  と  $^{123}\text{I}$  の放射能はそれぞれ図 14 に示す割合とした。画像再構成はシミュレーションと同様の条件で行い、吸収補正で用いた吸収係数の値はそれぞれ  $^{99m}\text{Tc}$  が  $0.153$  [1/cm]、 $^{123}\text{I}$  が  $0.147$  [1/cm] である。

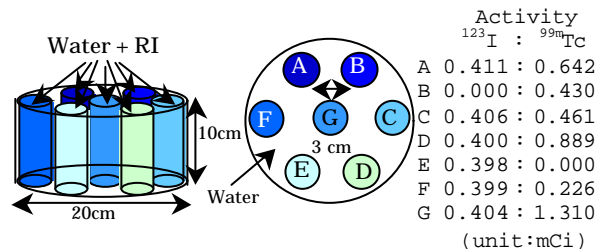


図 14. 実験ファントムと各小円柱における放射能

図 15 と図 16 は  $^{99m}\text{Tc}$  と  $^{123}\text{I}$  それぞれの再構成画像とそのプロファイルを示している。プロファイルはそれぞれ図に示してある部分を足し合わせて 1 ラインとしたものである。図 15 における矢印は実際には  $^{99m}\text{Tc}$  又は  $^{123}\text{I}$  の放射能が存在しない場所を示している。すなわち、再構成した画像の濃度値は 0 になるはずである。図 16 を見ると ANN2 と ANN3 はその部分に多少の濃度値を持っていることが分かる。それに対し、ANN1 はその部分がほぼ 0 に等しくなっている。さらに、我々は再構成画像の正確さを評価するために 6 つの関心領域(A, C, D, E, F, G)を設定し、関心領域における再構成画像の濃度値の合計を計算した。その結果は図 17 に示されている。図 17 において、“ideal”と示しているものは同じファントムを用いて  $^{99m}\text{Tc}$  と  $^{123}\text{I}$  のみの実験を行い、TEW 法[5]により散乱補正した後、得られた投影データを再構成したものである。その時の実験条件は 2 核種の場合と同じである。図 17 を見ると、 $^{99m}\text{Tc}$  と  $^{123}\text{I}$  のどちらにおいても我々の提案する ANN1 の曲線が“ideal”の曲線に最も近づいていることが分かる。これらの結果より、実験においても ANN1 が最も良好な結果であることが確認できた。

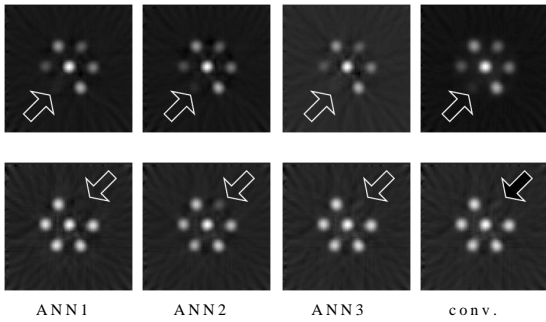


図 15. 再構成画像(上:  $^{99m}\text{Tc}$ , 下:  $^{123}\text{I}$ )

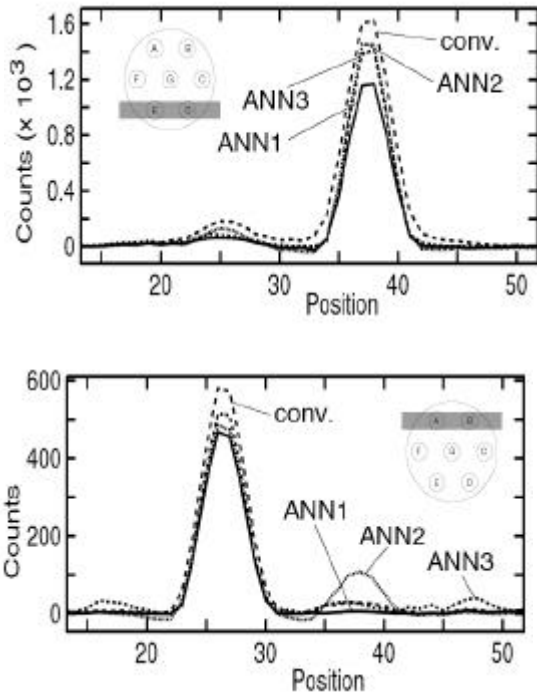


図 16. プロファイル(上:  $^{99m}\text{Tc}$ , 下:  $^{123}\text{I}$ )

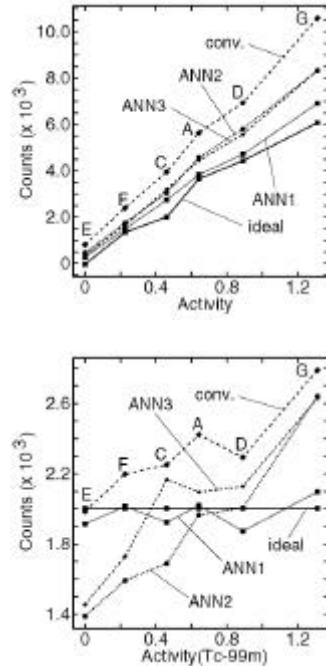


図 17. 再構成画像の正確さ(左:  $^{99m}\text{Tc}$ , 右:  $^{123}\text{I}$ )

## 5. 考察

この研究の目的は、2 核種( $^{99m}\text{Tc}$ ,  $^{123}\text{I}$ )同時収集型の SPECT において、ニューラルネットワークを用いて散乱補正を行う 2 つの手法[9], [11]の性能を評価することである。2 つの手法の主な違いは、(1)広いエネルギーウィンドウの設定範囲、(2)狭いエネルギーウィンドウの幅、(3)プライマリ光子の算出方法の 3 点である。まず、(1)について考えると、ANN1 では ANN2 よりも狭い範囲を設定している。しかし、 $^{99m}\text{Tc}$  と  $^{123}\text{I}$  の場合、ANN1 の設定範囲で十分に両核種のプライマリ光子が分布する範囲をカバーできているため、ANN2 の様な設定範囲では広すぎると考えられる。(2)に関しては、実験データを分析することで調査したが、4.4 [keV]と 6.7 [keV]ではほとんど違いが見られなかったため、シミュレーション及び実験の結果で ANN2 が ANN1 よりも悪い結果が出た原因とは考えにくい。また、(3)に関しては、ANN1 の改良バージョンである ANN3 を実施することで調査した。シミュレーション及び実験において、ANN1 の結果が ANN2 と ANN3 の結果よりも良かったことを考えると、プライマリ光子の算出方法は ANN1 による方法を用いることが良いと思われる。以上の点から、ANN1 が ANN2 及び ANN3 よりも良い結果が得られた理由は、広いエネルギーウィンドウの設定範囲とプライマリ光子を算出する際に  $C_{\text{total}}$  の代わりに  $C_{1/2}$  を使用したためだと考えられる。

## 6. まとめ

$^{99m}\text{Tc}$  と  $^{123}\text{I}$  の 2 核種同時収集型 SPECT において、4 つの手法の性能をシミュレーションと実験データにより評価した。その結果、El Fakhri らの提案する手法と我々が提案する手法はともに散乱線の除去に対して良好な性能を見せたが、我々の提案する手法の方がより勝っていることが確認できた。

## 参考文献

- [1] B. Axelsson, B. Msaki, and A. Israelsson, "Subtraction of Compton-scattered photons in single-photon emission computerized tomography," *J. Nucl. Med.*, vol. 25, pp.490-494, 1984
- [2] R.J. Jaszczak, K.L. Greer and C.E. Floyd, C.C. Harris, and R.E. Coleman, "Improved SPECT quantification using compensation for scattered photons," *J. Nucl. Med.*, vol. 25, pp.893-900, 1984
- [3] R.J. Jaszczak, K.L. Greer and C.E. Floyd, C.C. Harris, and R.E. Coleman, "Improved SPECT quantification using compensation for scattered photons," *J. Nucl. Med.*, vol. 25, pp.893-900, 1984
- [4] J.J. Hamill and R.P. DeVito, "Scatter reduction with energy-weighted acquisition," *IEEE Trans. Nucl. Sci.*, vol. 36, pp.1334-1339, 1989
- [5] K.F. Koral, X. Wang, W.L. Rogers, N.H. Clinthorne and X. Wang, "SPECT Compton-scattering correction by analysis of energy spectra," *J. Nucl. Med.*, vol. 29, pp.195-202, 1988
- [6] D. Gagnon, A.E. Todd-Pokropek, A. Arsenault and G. Dupras, "Introduction to holospectral imaging in nuclear medicine for scatter subtraction," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 8, pp.245-250, 1989
- [7] C.E. Floyd, R.J. Jaszczak, R.E. Coleman, "Inverse Monte Carlo : A Unified Reconstruction Algorithm for SPECT," *IEEE Trans. Nucl. Sci.*, vol. NS-32, pp.779-785, 1985
- [8] M.A. King, G.J. Hademenos, and S.J. Glick, "A Dual-Photopeak Window Method for Scatter Correction", *J. Nucl. Med.*, vol. 33, pp.605-612, 1992
- [9] A. Matsunaga and K. Ogawa, "Scatter correction in multiradiclide data acquisition by means of a neural network," *IEEE Conf. Rec. of Md. Imag. Conf.*, vol.2, pp.948-952, 1999
- [10] K. Ogawa and N. Nishizaki, "Accurate Scatter Compensation using neural networks in radionuclide imaging," *IEEE Trans. Nucl. Sci.*, vol. 40, pp. 1020-1025, 1993
- [11] G. El Fakhri, P. Maksud, M.O. Habert, A. Todd-Pokropek, A. Aurengo, "A new correction method for cross-talk using artificial neural network: validation in simultaneous technetium and iodine cerebral imaging," *IEEE Conf. Rec. of Med. Imag. Conf.*, vol.2, pp.1000-1004, 1999
- [12] G. El Fakhri, S. C. Moore, et al. "Absolute Activity Quantitation in Simultaneous  $^{123}\text{I}/^{99\text{m}}\text{Tc}$  Brain SPECT," *J. Nucl. Med.*, vol. 42(2), pp.300-308, 2001
- [13] B.M.W. Tsui, J.A. Terry and G.T. Gullberg, "Evaluation of cardiac cone-beam single photon emission CT using observer performance experiments and receiver operating characteristic analysis," *Invest Radiol*, pp.1101-1112, 1993
- [14] D.E. Rumelhalt, G.E. Hinton, and R.J. Williams, "Learning internal representations by error propagation," in *Parallel Distributed Processing*, vol. 1, D.E. Rumelhalt and J.L. McClelland, Eds. Cambridge, MA: M.I.T. Press, 1986, pp.318-362
- [15] K. Nakano, *An introduction to neurocomputing*. Corona Pub, Tokyo, 1990

## キーワード.

single photon emission CT、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.

### **Comparison of scatter correction methods in simultaneous dual-isotope myocardial SPECT**

Naoki Yamada Koichi Ogawa  
Graduate School of Engineering, Hosei University

In simultaneous  $^{123}\text{I}/^{99\text{m}}\text{Tc}$  SPECT study the images reconstructed with the counts of primary photons emitted from  $^{99\text{m}}\text{Tc}$  and  $^{123}\text{I}$  respectively are distorted by scattered photons and primary photons each other. In this paper, we evaluated the performance of scatter correction methods which were proposed by El Fakhri and ours with Monte Carlo simulation and experiment data in consideration of the following three points; (1) the broad energy window for data acquisition, (2) the width of the narrow energy window, and (3) the method for calculating the number of primary photons. In this simulation, we used the MCAT phantom and reconstructed by OS-EM method. And the evaluation of performance was investigated to calculate the mean squared error in the reconstructed images. In this experiment, we set six ROIs and evaluated the performance by measuring the sum of the value in each ROI. The results showed that both methods were fairly effective in separating  $^{99\text{m}}\text{Tc}$  and  $^{123}\text{I}$  accurately and our method was slightly superior to their method.

## Keywords.

single photon emission CT, artificial neural network, Monte Carlo simulation, scatter correction