

ニューラルネットを用いた2核種分離についての実験的考察

尾川, 浩一 / HASHIMOTO, Jun / OGAWA, Koichi / Ishii, Masatoshi / 橋本, 順 / 石井, 正俊

(出版者 / Publisher)

電子情報通信学会

(雑誌名 / Journal or Publication Title)

電子情報通信学会技術研究報告. MI, 医用画像 / 電子情報通信学会技術研究報告. MI, 医用画像

(号 / Number)

577

(開始ページ / Start Page)

77

(終了ページ / End Page)

82

(発行年 / Year)

2003-01-17

ニューラルネットワークを用いた2核種分離についての実験的考察

石井 正俊[†] 尾川 浩一[†] 橋本 順[‡][†]法政大学大学院工学研究科 〒184-8584 東京都小金井市梶野町 3-7-2[‡]慶應義塾大学医学部 〒160-0016 東京都新宿区信濃町 35E-mail: [†]ishii@ogw.ei.hosei.ac.jp, [‡]junhashi@cb4.so-net.ne.jp

あらまし ^{99m}Tc と ^{123}I を同時に収集する SPECT では、互いの光電ピークエネルギーが近接しているために、正確に2核種を分離し、散乱線を補正することは困難であった。この問題に対して、我々は1999年にニューラルネットワークを用いた2核種分離法を提案し、シミュレーションによって本手法の有効性を示した。そこで、次のステップとして実験データにより、本手法の性能評価を行った。評価は再構成画像内に関心領域を設定し、その中の放射能を算出することによって行い、その結果、本手法の有効性が確認できた。

キーワード ニューラルネットワーク, 2核種データ収集, 散乱補正, SPECT

Experimental Assessment for Separation of Two Radioisotopes with an Artificial Neural Network

Masatoshi ISHII[†], Koichi OGAWA[†] and Jun HASHIMOTO[‡][†] Graduate School of Engineering, Hosei University 3-7-2 Kajino-cho, Koganei-shi, Tokyo, 184-8584 Japan[‡] School of Medicine, Keio University 35 Shinanomati, Shinjuku-ku, Tokyo, 160-0016 JapanE-mail: [†]ishii@ogw.ei.hosei.ac.jp, [‡]junhashi@cb4.so-net.ne.jp

Abstract The separation of two radioisotopes in simultaneous data acquisition for Tc-99m and I-123 is very difficult because their photopeak energies are close to each other. For this problem we proposed a method which separates two isotopes with a neural network in 1999 and showed the effectivity with simulation data. In this paper we evaluate the performance of our method with experimental data.

Keyword Artificial Neural Network, Dual Isotope Data Acquisition, Scatter Correction, SPECT

1. はじめに

SPECTにおいて、 ^{99m}Tc と ^{123}I の2核種を同時に収集することで、心筋や脳の2つの放射性医薬品に対する動態を簡便に知ることができる。また、検査時間も短縮でき、患者の負担が軽減するといったメリットもある。しかしながら、 ^{99m}Tc と ^{123}I の2核種の光電ピークエネルギー(^{99m}Tc : 141 [keV], ^{123}I : 159 [keV])が近接しているため、プライマリ光子の分離および散乱線の除去は困難である。もし、光電ピークエネルギーが離れているような2核種(例えば ^{201}Tl と ^{99m}Tc)を用いた場合は、TEW法[1]などにより2核種を分離し散乱線を補正することが可能である[2]。しかし、 ^{99m}Tc と ^{123}I のように光電ピークエネルギーが近接した2核種を用いた場合は、この手法による分離は不可能である。なぜなら、図1のようにエネルギーウィンドウを設定すると、 ^{99m}Tc に対するウィンドウ内には ^{99m}Tc のプライマリ光子の他に ^{99m}Tc の散乱光子、 ^{123}I のプライマリ光子及び散乱光子が混在してしまい、また、 ^{123}I に対する

ウィンドウ内には ^{123}I のプライマリ光子の他に ^{123}I の散乱光子及び ^{99m}Tc のプライマリ光子が混在してしまうからである。

混入した散乱線の除去については、これまでいくつかの手法[3]-[9]が提案されてきたが、2核種に対応できる補正法は存在しない。一方、我々は1993年にニューラルネットワーク (artificial neural network: ANN)[10][11]を用いた散乱線除去法[12]を開発した。そして、この手法を2核種に適用した新たな2核種分離法[13][14]を1999年に提案し、シミュレーションにより有効性を示した。この方法では、入力層: 10, 中間層: 20, 出力層: 2という構造をもつ3階層型のネットワークを使用している。

本論文では、この2核種分離法の臨床の有効性を検証するために、脳のファントムを用いた実験を行った。評価は、再構成画像内に設定した関心領域内の放射能を算出することによって行った。この結果、本手法の有効性が明らかになった。

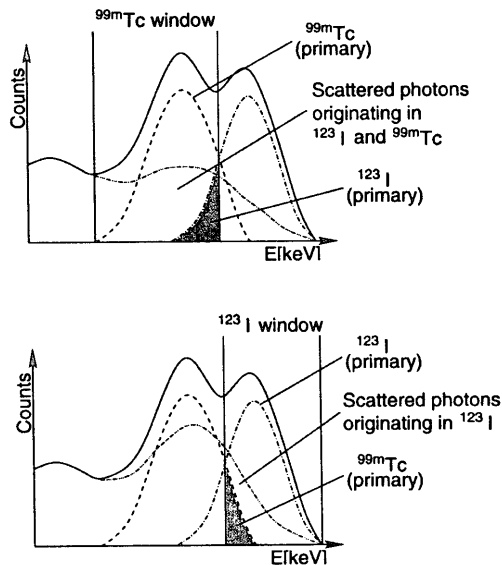


図 1. 2 核種同時収集における問題点
(上: ^{99m}Tc , 下: ^{123}I)

2.2 核種分離法

2.1. ニューラルネットを用いた手法

我々が提案する手法は、入力層: 10, 中間層: 20, 出力層: 2 という構造をもつ 3 階層型のネットワークを使用している。ここでは、ニューラルネットを用いた本手法を ANN と記すことにする。図 2 に提案するネットワークの概略を示す。入力層への入力は、広いエネルギーウィンドウ (120-180 [keV]) で測定したカウント C_{total} に対する、 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 C_k の比率 R_k である。すなわち、

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

であり、ここで、

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

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

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

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

であり、ここで、

$$C_{I/2} = \sum_{k=8}^{10} C_k + \frac{C_7}{2} \quad (5)$$

である。

2 つの出力はプライマリ光子数の比率であるので、それぞれのカウント C_{total} と $C_{I/2}$ を乗ずることにより、実際のプライマリ光子数を算出する。本手法においては、まず、ニューラルネットワークの出力の 1 つである $R_{I/2}$ に $C_{I/2}$ を乗じて ^{123}I の半分のプライマリ光子数を算出する。そして、この値を 2 倍することで ^{123}I 全体のプライマリ光子数 C_I^{est} を求める。次に、もう一方の出力である R_{Tc+I} に C_{total} を乗じて、 ^{99m}Tc と ^{123}I の混在しているプライマリ光子数を算出する。そこから先に求めた ^{123}I 全体のプライマリ光子数を引くことにより ^{99m}Tc 全体のプライマリ光子数 C_{Tc}^{est} を求める。すなわち、

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

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

となる。

C_k : Photon counts in the k -th narrow window

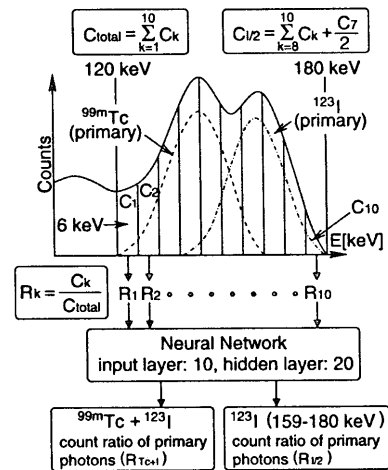


図 2. ANN の概略図

2.2. 単純な 2 分割法

この方法は単純に 2 つのエネルギーウィンドウを設定する手法 (以下 conv. と記す) である。1 つは ^{99m}Tc に対するウィンドウ (120-150 [keV]) であり、もう 1 つは ^{123}I に対するウィンドウ (150-180 [keV]) である。これらのウィンドウ内で測定されたカウントをそれぞれの核種に対する推定されたプライマリ光子数としている。図 3 にその概要を示す。

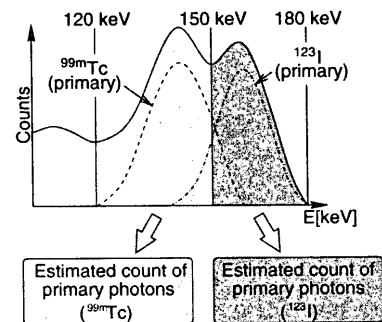


図 3. Conv. の概略図

3. 実験

実験では脳6分割ファントムを用い、放射能分布と収集時間を変えて3つの実験を行った。実験1では¹²³Iをファントム内に一様に分布させ、ファントム内のエリアごとに^{99m}Tcの分布割合を変えた。実験2では逆に、^{99m}Tcをファントム内に一様に分布させ、ファントム内のエリアごとに¹²³Iの分布割合を変えた。また、実験3では放射能分布は実験2とほぼ同条件にし、収集時間を実験1、実験2の3倍の1方向あたり150秒にした。

3.1. 実験条件

実験条件を表1に示す。また、画像再構成にはOS-EM法を用い、1つのサブセット内の投影数を10、反復計算回数を5回とした。

3.2. 実験ファントム

脳6分割ファントムの外形と寸法を図4に、吸収係数分布を図5に示す。吸収係数 μ [1/cm]は、ファントムのX線CT画像(図6)のCTナンバー N_{CT} から式(8)を用いて求めた[15]。

$$\mu = 1.578 \times 10^{-4} \times N_{CT} + 0.157 \quad (8)$$

また、ファントム内の各エリアの番号を図6のように割り当て、スキャン開始時刻における各エリアの放射能を表2に示した。

3.3. 結果と評価

画像再構成は統計雑音の影響を抑えるために、ファントムの上部から下部までの15枚のスライスを足し合わせた投影データを作成し、そのデータに対する画像再構成を行った。

評価はそれぞれのエリアに対して5×5 [pixels]の関心領域(ROI)を設定し、その中のカウントをまず算出した。図7にそれぞれのエリアに設定した関心領域を示す。実際の放射能とカウント値の関係を調べるため、あらかじめそれぞれの核種に対するクロスキャリブレーションスキャンデータから算出しておいた放射能とカウントとの換算係数を用いてカウントを放射能に換算し、実際にファントム内に入れたアイソトープの放射能との比較を行った。ここで、クロスキャリブレーションスキャンとは、それぞれの核種を個別に細い注射器に充たして、空中に浮かせた状態でスキャンし、各々のプライマリ光子による投影データを得るものであり、この得られた投影データから画像再構成を行い、注射器全体を含むように設定した領域内のカウントを算出する。これによって、注射器に入れたアイソトープの放射能とカウントとの関係を算出することができ

る。表3に算出した放射能とカウントとの関係を示した。

図8から図13に、各実験に対する再構成画像と関心領域内の放射能による比較のグラフを示す。グラフ中のIdealとは、スキャン開始時のファントム内の放射能に関心領域の体積を掛けて算出した、関心領域内の理想的な放射能である。

表1. 実験条件

ガンマカメラ	GCA-9300A (Toshiba)
コリメータ	LEHRコリメータ
マトリクスサイズ	64×64
ピクセルサイズ	0.37 [cm]
収集時間	50, 150 [sec/view]
収集エネルギー範囲	70-210 [keV] (500-1500 [ch]) (140 [keV] = 1000 [ch])
投影数	60 (360°)

表2. ファントム内の真の放射能 [kBq/ml]

	実験1		実験2		実験3	
	^{99m} Tc	¹²³ I	^{99m} Tc	¹²³ I	^{99m} Tc	¹²³ I
area1	36.7	35.7	58.3	53.5	55.1	52.2
area2	34.6	23.2	58.3	53.5	55.1	52.2
area3	23.5	23.4	58.3	42.5	55.1	41.4
area4	36.7	35.7	58.3	29.8	55.1	29.0
area5	36.9	15.5	58.3	53.5	55.1	52.2
area6	18.5	15.7	58.3	53.5	55.1	52.2

表3. 真の放射能とカウントとの関係

	放射能 [kBq]	カウント
^{99m} Tc	700	1756
¹²³ I	900	1742

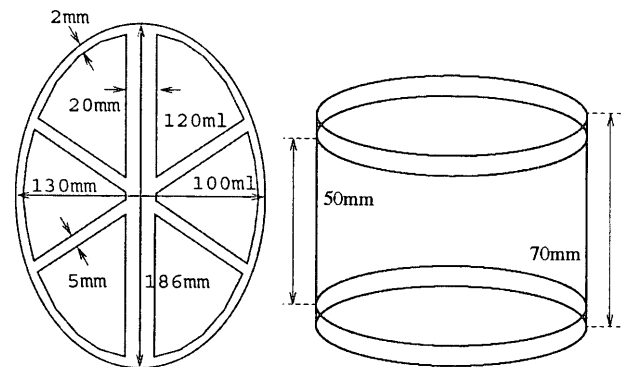


図4. 脳6分割ファントム

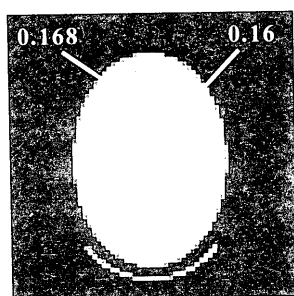


図 5. 吸収係数分布 [1/cm]

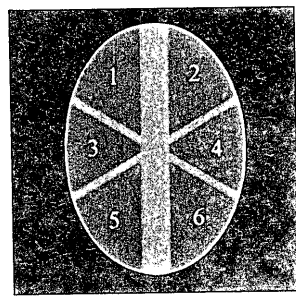


図 6. エリア番号

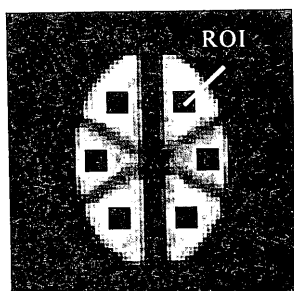


図 7. 設定した関心領域

4. 考察

それぞれのファントム内に設けた関心領域内の放射能を比較した結果を見ると、 ^{123}I に関しては実験 1 から 3 の全てに対して、どのエリアにおいても ANN が非常に Ideal に近づいていることが見てとれる。一方、 $^{99\text{m}}\text{Tc}$ に関しては ANN の方が Conv.より勝っているものの、Ideal とのギャップが大きくなってしまっている。この原因に関しては現在調査中であるが、一因としてはニューラルネットの学習データにあると考えられる。また、実験 2 と実験 3 の比較により、収集時間の長短にかかわらず結果の傾向が変化しないことからノイズによる影響は少ないと考えることができる。

これらの結果から、本手法により $^{99\text{m}}\text{Tc}$ と ^{123}I の 2 核種をほぼ正確に分離でき、散乱線を推定できているということが出来るが、 $^{99\text{m}}\text{Tc}$ に関してはもう少し検討の余地があると考えている。

5. まとめ

$^{99\text{m}}\text{Tc}$ と ^{123}I を同時に収集する SPECT において、我々が提案するニューラルネットワークを用いた 2 核種分離法を使うことによって、2 核種をほぼ正確に分離できることが実験結果より確認できた。

文 献

- [1] 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.*, vol.10, pp.408-412, 1991
- [2] K. Ogawa, "Simulation study of triple-energy-window scatter correction in combined Tl-201, Tc-99m SPECT," *Annals of Nucl. Med.*, vol. 8, pp.277-281, 1994
- [3] 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
- [4] 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
- [5] J.J. Hamill and R.P. DeVito, "Scatter reduction with energy-weighted acquisition," *IEEE Trans. Nucl. Sci.*, vol. 36, pp.1334-1339, 1989
- [6] 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
- [7] 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
- [8] 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
- [9] 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
- [10] D.E. Rumelhart, G.E. Hinton, and R.J. Williams, "Learning internal representations by error propagation," in *Parallel Distributed Processing*, vol. 1, D.E. Rumelhart and J.L. McClelland, Eds. Cambridge, MA: M.I.T. Press, 1986, pp.318-362
- [11] K.Nakano, *An introduction to neurocomputing*. Corona Pub, Tokyo, 1990
- [12] K.Ogawa and N.Nishizaki, "Accurate Scatter Compensation using neural networks in radionuclide imaging," *IEEE Tras. Nucl. Sci.*, vol. 40, pp.1020-1025, 1993
- [13] A. Matsunaga and K. Ogawa, "Scatter correction in multiradiclide data acquisition by means of a neural network," *IEEE Conf. Rec. of Med. Imag. Conf.*, vol. 2, pp.948-952, 1999
- [14] N. Yamada and K. Ogawa, "Quantitative image reconstruction in simultaneous I-123/Tc-99m myocardial SPECT," *IEEE Conf. Rec. of Med. Imag. Conf.*, CD-ROM, 1999
- [15] A. Maze, J.L. Cloirec, R. Collorec, Y. Bizais, P. Briandet and P. Bourguet, "Iterative Reconstruction Methods for Nonuniform Attenuation Distribution in SPECT," *J. Nucl. Med.*, vol.34, 1993

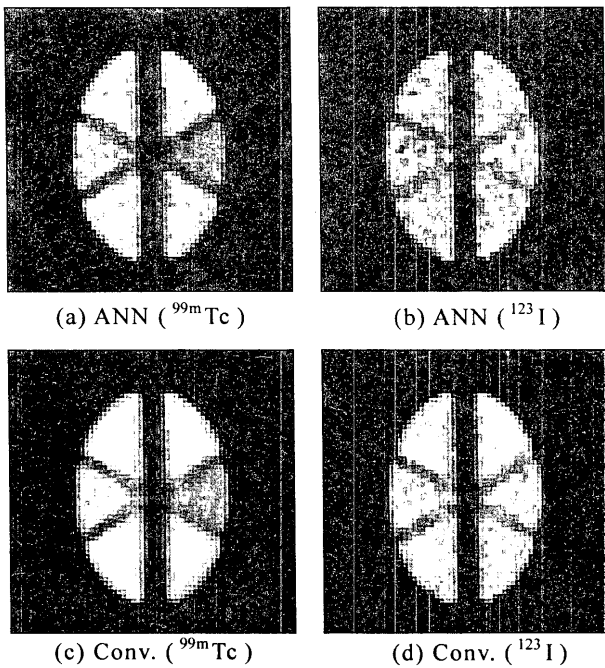


図 8. 実験 1 の再構成画像

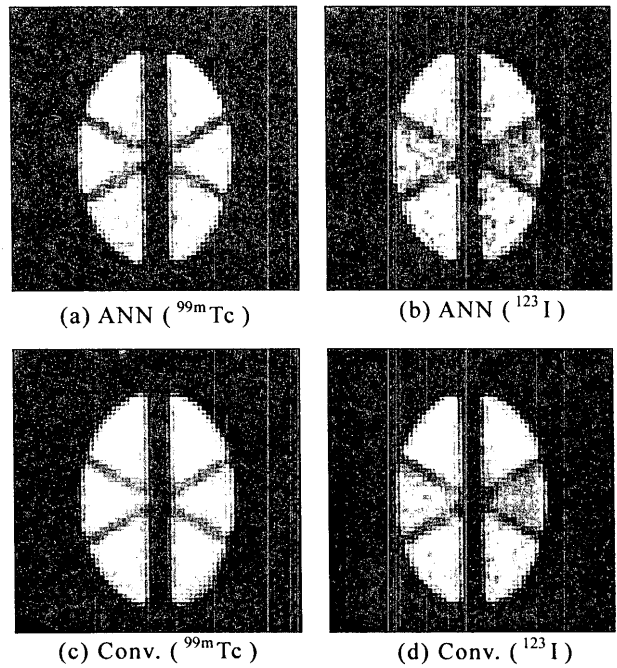
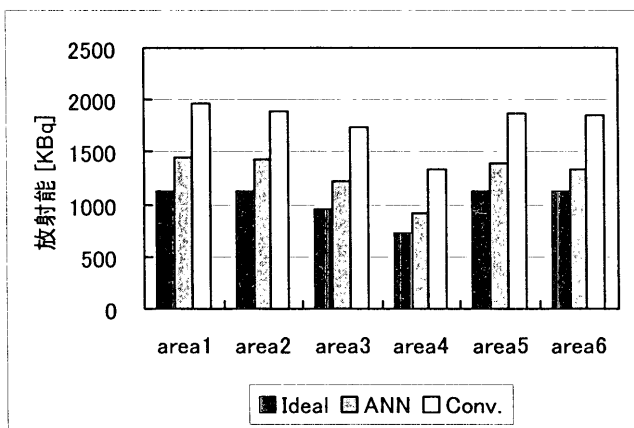
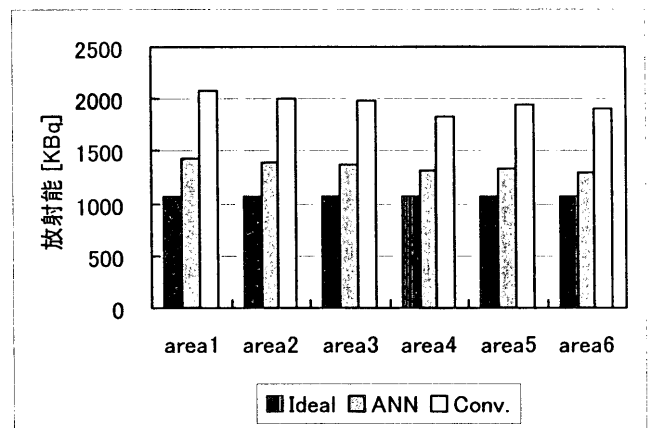


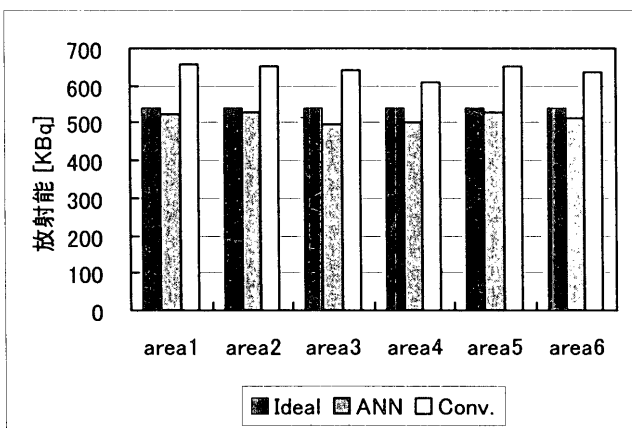
図 10. 実験 2 の再構成画像



(a) ^{99m}Tc

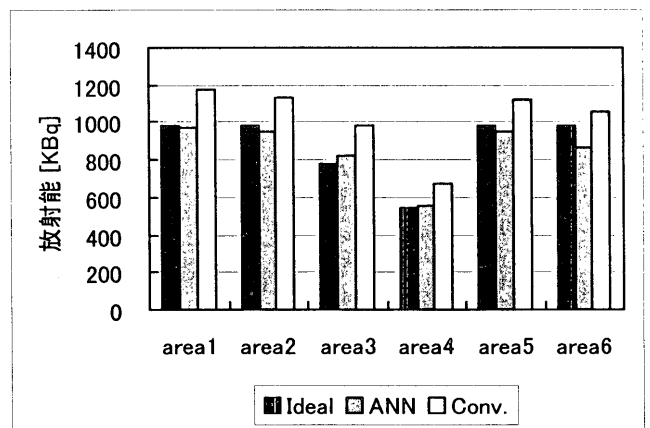


(a) ^{99m}Tc



(b) ^{123}I

図 9. 実験 1 における関心領域内の放射能



(b) ^{123}I

図 11. 実験 2 における関心領域内の放射能

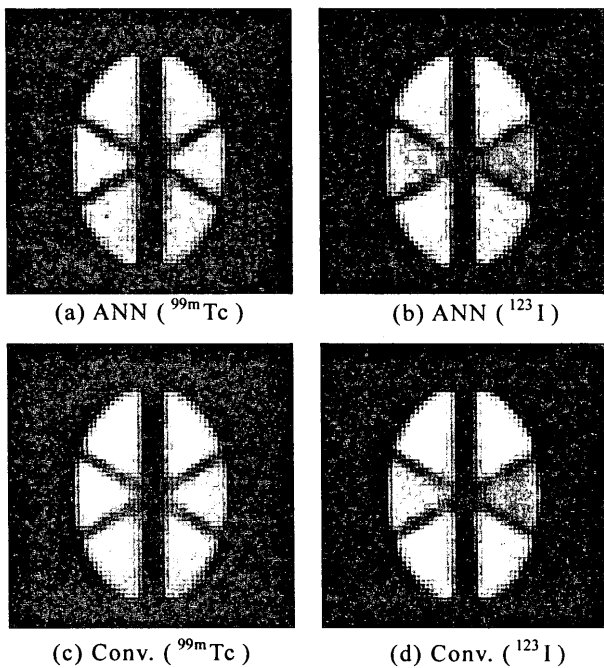
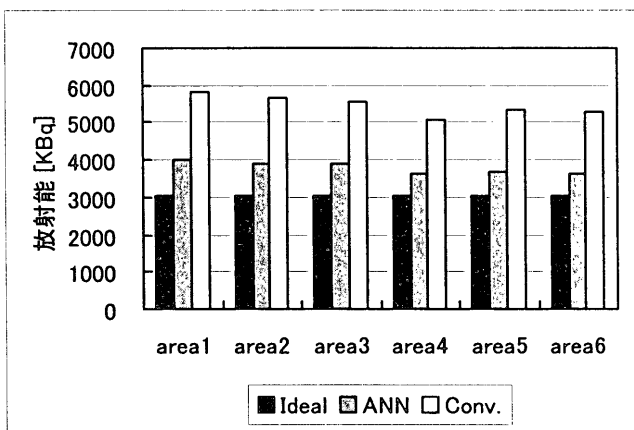
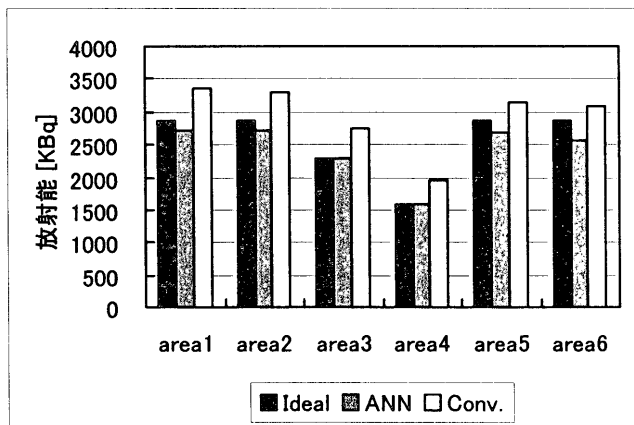


図 12. 実験 3 の再構成画像



(a) ^{99m}Tc



(b) ^{123}I

図 13. 実験 3 における関心領域内の放射能