

H-018

3つのエネルギーウィンドウを用いたニューラルネットによる2核種分離 Separation of Two Radionuclides with an Artificial Neural Network with Three Energy Windows

須沢 欣士郎
Kinshiro Suzawa

尾川 浩一
Koichi Ogawa

1. はじめに

SPECT(Single Photon Emission CT)とは、単光子放出核種を体内に投与し、そこから放射される光子を被検体外にある検出器で検出して、そのデータから断層画像の映像化を行うものである。本研究で対象とするのは2核種同時収集型SPECTであり、これは ^{99m}Tc と ^{123}I の2つの核種を同時に収集し、各々のRI分布を別々に映像化するものである。これら2つの核種のデータを同時に収集することは、2種類の放射性医薬品に対する動態を同時に得られる点で重要である。しかしながら、これらの2つの核種は光電ピークエネルギーが近接しているため(^{99m}Tc : 141[keV], ^{123}I : 159[keV])、Fig. 1(上)のように、 ^{99m}Tc に対するデータ収集ウィンドウ内には、 ^{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、同様に Fig. 1(下)の ^{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 の散乱光子と ^{99m}Tc のプライマリ光子が混在する。このような2核種を分離する手法として、我々は10個のエネルギーウィンドウとニューラルネットワークを用いた手法[1]を提案し、2%の精度で正確に2核種の放射能を測定することに成功した。しかし、この方法では多くのエネルギーウィンドウを用いているため、特定のメーカーのSPECT装置にしか実装できないという問題点があった。そこで、本研究では一般のSPECT装置で実装可能な3つのエネルギーウィンドウを用いた手法を提案する。

本稿では、この2核種分離法の有効性を検証するために、脳をモデルにしたファントムを用いてシミュレーションを行い、ニューラルネットワークの学習データを変えながら評価を行った。評価は、再構成画像内に設定した関心領域内のSPECT値を算出することで行った。

2. ニューラルネットワーク(ANN)を用いた 2核種分離

Fig. 2にANNを用いた2核種分離法の概略を示す。提案する手法では、入力層:3、中間層:6、出力層:2という構造の3階層型のネットワークを用いる。そして、3つのエネルギーウィンドウ[①90~119、②119~150、③150~183]で得られた光子を測定し、それぞれのウィンドウ内の光子のカウントを全ウィンドウ内の光子の総カウントで割った値をANNの入力として用いる。出力は、プライマリ光子数と全ウィンドウ内の全光子数の比である。プライマリ光子数の推定は、ANNの出力に全光子数を乗ずることにより行う。

ANNを構築するためには、学習データが必要となる。本稿では、学習データを作るためにモンテカルロシミュレーションを行い、脳ファントム、四角柱ファントムの2つのファントムから学習データを生成した。それぞれのファントムのジオメトリをFig. 3に示す。また脳ファントム、四角柱ファントムを用いて学習を行ったANNをそれぞれANN-B、ANN-Rと呼ぶことにする。

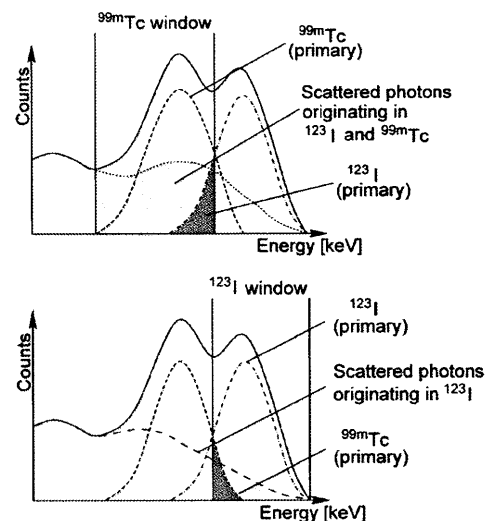


Fig. 1 Problems in the dual isotope data acquisition

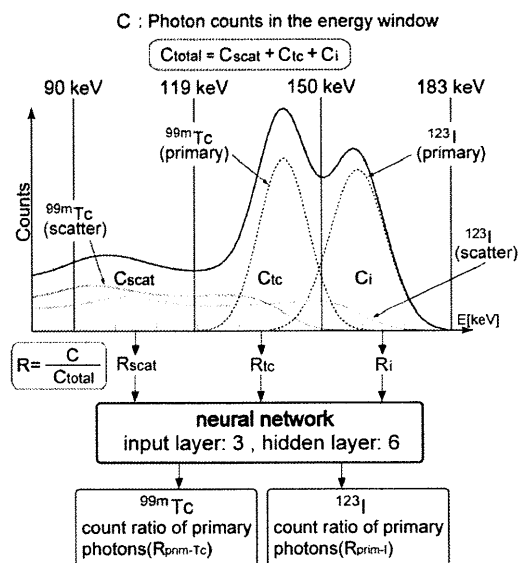


Fig. 2 Scheme of separation of two radionuclides with ANN

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]

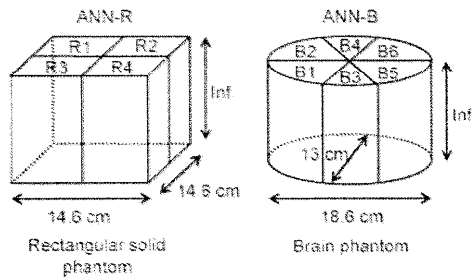


Fig. 3 Geometry of training phantoms

3. シミュレーション

シミュレーションでは、Fig. 4に挙げた B1 から B6 までの 6 つのエリアをもつ脳ファントムを使用した。脳ファントムでは、 ^{99m}Tc をファントム内部の B1~B5 のエリアにおいて、面積比を考慮し同じ密度になるように分布させ、 ^{123}I を B1~B4、B6 のエリアに割合を変えて分布させた。このファントムに対して、ANN-B と ANN-R を用いて評価を行い、学習データの違いにより、結果にどのような影響が現れるかを検証した。また今回、ANN による手法と比較するために、従来の手法(CONV: Conventional)での評価も行った。この手法は、単純に ^{99m}Tc と ^{123}I のフォトピークエネルギーウィンドウを設定し、それぞれのウィンドウ内で測定されたカウントを、各核種のプライマリ光子の推定値とするものである。各々の手法に対する精度の比較は、以下の手順で行った。

1. ファントム内に ROI を設定(Fig. 4 参照)
2. ROI 内の SPECT 値の平均と標準偏差を算出
3. 平均と標準偏差を理想値(Ideal)と比較(%errorを算出)

ここで、Ideal とは、 ^{99m}Tc と ^{123}I のプライマリ光子のみを用いて画像再構成を行ったものである。画像再構成には OS-EM 法(反復: 5、サブセット数: 6)を用いた。

4. 結果と考察

Fig. 5 に脳ファントムの再構成画像を示す。画像内の数値は Ideal との %error を示している。また、Fig. 6 に ROI 内の SPECT 値の平均値による比較結果を示す。

シミュレーション結果から、ANN を用いることによって、 ^{99m}Tc と ^{123}I の 2 核種を誤差約 3% 以内で分離でき、正確にプライマリ光子を推定できることが示せた。また、脳ファントムを対象に四角柱ファントムデータを用いて学習した ANN-R を用いても、良好にプライマリ光子の推定ができることが示せた。本実験より、様々なパターンのエネルギースペクトルを学習することができれば、2 核種の分離精度は学習データのファントムの形状には依存せず、高精度の補正を行うことが可能である事が確認できた。

今後の課題としては、より臨床に近い実験データを用いて、本手法の有効性を検証していきたい。

参考文献

- [1] M. Ishii, K. Ogawa: "Quantification of ^{123}I and ^{99m}Tc in dual-isotope SPECT with an artificial neural network", Medical Imaging Technology, vol.22, No.3, May, 2004

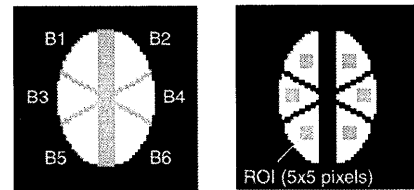
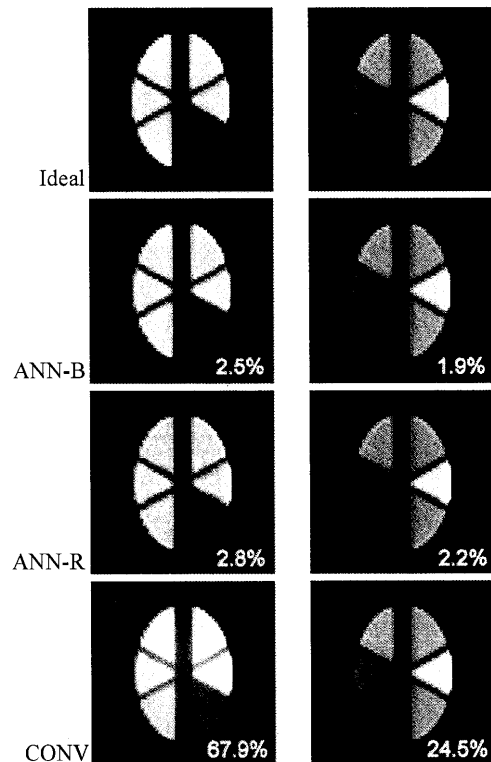
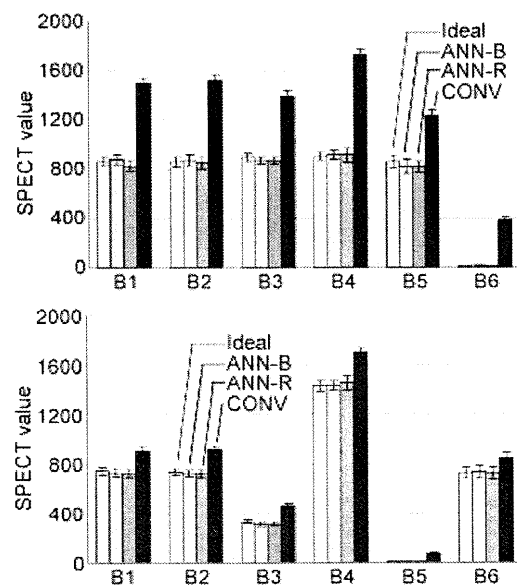


Fig. 4 left: Simulation phantom, right: ROIs

Fig. 5 Reconstructed images: Brain (left: ^{99m}Tc , right: ^{123}I)Fig. 6 The mean value in ROI: Brain (top: ^{99m}Tc , bottom: ^{123}I)