法政大学学術機関リポジトリ

HOSEI UNIVERSITY REPOSITORY

PDF issue: 2025-07-06

深層学習を用いたピンホールSPECTシステム における空間分解能の改善

Shimada, Ryo / 島田, 良

(出版者 / Publisher) 法政大学大学院理工学研究科 (雑誌名 / Journal or Publication Title) 法政大学大学院紀要.理工学研究科編 (巻 / Volume) 64 (開始ページ / Start Page) 1 (終了ページ / End Page) 4 (発行年 / Year) 2023-03-24 (URL) https://doi.org/10.15002/00026402

深層学習を用いたピンホール SPECT システム における空間分解能の改善

Improvement of the Spatial Resolution of a Multi-pinhole SPECT System With a Deep Learning Method

島田 良 Ryo Shimada 指導教員 尾川 浩一

法政大学大学院理工学研究科応用情報工学専攻修士課程

A method to improve the spatial resolution of images obtained with a stationary multi-pinhole SPECT system was proposed in this paper. A multi-pinhole SPECT system has an advantage of being able to measure dynamic functions of organs. However, the image quality is very sensitive to a pinhole size. In this work, a deep-learning based method to improve the spatial resolution was proposed, in which the projection images were converted to those measured with an infinitesimal pinhole system. The reconstructed images with the proposed method had significantly higher spatial resolution and reproduced more detailed structures than those with the conventional methods. These results demonstrated the effectiveness of the proposed method.

Key Word : stationary SPECT system, multi-pinhole collimator, deep learning

1. はじめに

单光子放出計算断層映像化法(SPECT:Single Photon Emission Computed Tomography) は、画像診断技術の1つ であり、患者に RI(Radioisotope)を標識した放射性医薬品 を投与し、コリメータを装着したガンマカメラを用いて 体内から放出された γ線を検出し、体内の放射能分布を 画像化することができる.この放射能分布から,血流量や 代謝機能などの情報を取得できるため, SPECT は脳血管 **障害や心疾患の診断に適している.現在の一般的な** SPECT 装置は、パラレルホールコリメータを装着した回 転型 SPECT システムとなっている. 回転型 SPECT シス テムは、検出器を患者のまわりで、10分から20分ほど回 転させることでデータ収集を行う. このデータ収集では ノイズの少ない再構成画像が得られるが、収集時間がか かるため,患者の負担が大きくなるだけでなく,モーショ ンアーチファクトが発生しやすい. そこで現代医学では 検出器を回転させない静止型 SPECT 装置の開発が時間情 報や臓器の動的機能の計測を目的として進んでいる.こ の装置はコリメータに複数のピンホールを配置したにマ ルチピンホールコリメータを採用しデータ取得を行うこ とで様々な角度から検出器に入射する光子を検出できる. これにより,1台の検出器に対し複数の投影を取得するこ とができるため、大幅なデータ収取時間の短縮が可能に

なり、従来の回転型 SPECT 装置では得られなかった血流 や臓器の動態情報も取得することが出来るという利点が ある [1-2]. しかし,再構成画像の空間分解能はコリメ ータのピンホールサイズに大きな影響を受けるという欠 点が存在する.特に、ピンホール径が3mmを超える場合 では診断画像は大きく劣化してしまう. 従来, 空間分解能 を改善するために 7-rays 法や 21-rays 法 [3] が広く適用さ れているが、ピンホールが大きい場合には十分な効果が 得られない. そこで我々の研究室では, 投影領域での空間 分解能を大幅に向上させるデコンボリューションに基づ く手法を開発した [2]. しかし、この方法は検出器ごと に正確な PSF を求める必要があることや、デコンボリュ ーション処理に膨大な計算量がかかることなどの欠点が ある. 近年, 深層畳み込みニューラルネットワーク (CNN) が小さな計算コストで画像再構成や雑音除去などの多く の画像処理で優れた結果を示している. そこで本論文で は、比較的小さなデータセットで学習可能なU-net [4], U-net++ [5]を用いて空間分解能を向上させる新たな画質 改善手法を提案し、マルチピンホール SPECT 装置での画 像再構成シミュレーションにより提案手法の性能評価を 行った.

2. シミュレーション方法

本手法の実現性を評価するため、静止型マルチピンホー ル SPECT システムを用いたシミュレーションを行った. 検出器のサイズを512×256 pixel (ピクセルサイズ: 0.8 mm×0.8 mm),検出器の有効面積は400 mm×200 mm と した. コリメータプレートの厚さは10 mm,ピンホール の直径は5 mm,ピンホールの数は11 個であり、各ピン ホールはコリメータプレートの半分の深さにナイフエッ ジを持つ.ピンホールの開口角は48度とした.この11 個 のピンホールは、対象物の投影像が重ならないように配 置した.対象物の中心からコリメータまでの距離は25 cm, コリメータから検出器までの距離は7.6 cm であった[1]. 以下の図1に本研究で用いて静止型 SPECT システムのジ オメトリを、図2 にコリメータ上のピンホールの配置を 示す.



再構成領域は 128×128×128 voxel, ボクセルサイズは 2.0 mm×2.0 mm×2.0 mm とし.ファントムは, Allen Institute for Brain Science が無償で提供する MRI 画像の T2 強調画像 [6] をもとにコントラストの均等化を行っ た後,二値化処理を行うことで作成された,図3に示す 脳ファントムを用いた.また,ファントム内の光子の輸送 にはモンテカルロ法を用いており,白質,灰白質から放出 する光子数はそれぞれ1800,600K count / voxel の理想的 なカウントを得られる場合と,光子数をそれぞれ90,30K count/voxel に限定し現実的な光子数を想定した場合の2 つの条件でシミュレーションを行った.



図3 脳ファントム (#64)

また,検出器を1度だけ回転させた準静止型の検出器 を想定し,今回は簡単のため散乱光子を無視し,エネルギ ー分解能は考慮しなかった.これらの条件で得られた投 影に対し深層学習を用いて投影データ上で空間分解能を 補正し ML-EM 法で画像を再構成することで再構成画像 の空間分解能の向上を目指した.以下の図4に本提案手 法の概要図を示す.



図4 提案手法の概要

ML-EM 法を行う際の反復回数は 50 回とし, また, 7rays 法と 21-rays 法を ML-EM 法に組み込んだ再構成画像 を比較対象として用いた.

3. ニューラルネットワーク

(1) 学習データ

図3に示したファントムを用いて光子輸送シミュレーションを行うことで入力データとなる投影データを生成した.この時に取得する検出器の投影方向数は18方向とし、また、すべてのファントムに対して次元空間上でランダムに6回回転させることで6倍のデータの拡張を行っている.そのため、データセットとなる投影データ全部で864枚となっている.そして、このうちの756枚を訓練データ、108枚をテストデータとして分割した.正規化はそれぞれの投影データに対して上位97%の画素値で乗算することで行った.これは、最大値で正規化することで起こ

る統計的な雑音の影響を軽減するための処理である.また,教師データは無限小ピンホール想定した理想的な投 影データとした.

(2) U-net の構成

U-net は縮小パス(左側)と拡張パス(右側)で構成さ れている. 左側では 3×3 の畳み込み層に ReLU 関数が続 き,2×2 のマックスプーリング層で 2回の畳み込み演算 ごとに半分ずつダウンサンプリングしている. 合計 3 回 のダウンサンプリングで入力データは 512×256 [pixel]か ら 64×32 [pixel]に縮小され,各ダウンサンプリングにお いて,特徴チャンネル数は 2 倍になり,最初の層では 32 チャンネル,最深部の層では 256 チャンネルになる. 拡 張パスでは,縮小パスと同じ畳み込み演算を行いアップ サンプリンによりデータを拡張している.

中央の青い矢印は,特徴マップを結合するためのもの である.浅い層の特徴量と高い層の特徴量を結合し,局所 的特徴を保持したまま全体的位置情報の復元を可能とし ている.最後の層は1×1畳み込みで,32 チャンネルの層 から2 次元画像の出力に対応させるために用いた.図5 に本研究で使用した U-net の構成を示す.



(3) U-net++の構成

U-net++は U-net の派生ネットワークの一種である. 基本的な構成は U-net と同じであるが U-Net++ではエンコ ーダの各階層から復元した結果を使いデコーダまで畳み 込み層をプーリング層で接続している. 図 6 に本研究で 使用した U-net++の構成を示す.



図 6 U-net++の構成

(4) 学習方法

損失関数に平均二乗誤差を,最適化手法に Adam を採 用した.結果はバッチサイズ 64,エポック数 10000 の学 習パラメータに基づき得られた.

4. 結果と考察

脳ファントム内の白質,灰白質から放出する光子数を それぞれ1800,600K count / voxel とした際の理想的なカ ウントで得られた再構成画像を以下の図7に示す.また, それぞれの再構成画像の PSNR 値を以下の表1に示す.



図7 再構成画像の比較 (上段:訓練データ 下段:テストデータ)

表1 PSNR 値による数値評価

	7rays	21rays	U-net	U-net++
訓練データ	16.57 dB	17.65 dB	27.33 dB	27.88 dB
テストデータ	15.70 dB	16.86 dB	20.48 dB	20.59 dB

図7の再構成画像より無限小のピンホールで得られた 理想的な画像に比べ、7-rays 法や21-rays 法で補正した画 像は、ピンホール径の影響を受けかなりぼやけているこ とが分かる.一方、U-net 及び U-net++で補正した画像は、 訓練データとテストデータの両方で細部の構造を再現し ており、理想的な画像に近いことが確認できる.また、 PSNR 値も提案手法では訓練データとテストデータの両 方で従来手法を上回る結果となった.より詳細な視覚的 評価を行うため、図8に訓練データにおける再構成画像 のプロファイルを、図9にテストデータにおける再構成 画像のプロファイルを示す.プロファイルからも本提案 手法による再構成画像は従来手法に比べ理想的な画像と かなり一致していることが確認できる.これらの結果か ら、投影のカウントが十分な場合には本提案手法は従来 手法よりも正確な画像を取得できると考えられる.





図9 再構成画像のプロファイル(テストデータ)

次に,脳ファントム内の白質、灰白質から放出する光子数をそれぞれ 90,30K count / voxel としてカウントを限定し,より現実的な条件を想定した場合に得られた再構成画像を図 10 に,PSNR 値を表 2 に示す.



図 10 再構成画像の比較 (上段:訓練データ 下段:テストデータ)

X2 ISIN LECES SWEET LE							
	7rays	21rays	U-net	U-net++			
訓練データ	16.65 dB	17.70 dB	25.68 dB	26.14 dB			
テストデータ	15.67 dB	16.82 dB	17.48 dB	17.92 dB			

図 10 の再構成画像より,本提案種は現実的な条件を想 定した場合でもかなり理想的な再構成画像と近いことが 確認できる.しかし, PSNR 値は従来手法よりも高い値が 得られたが,理想的な条件での場合と比べて低下してい ることが確認できる.図 11,図 12 に訓練データ,テスト データにおける再構成画像のプロファイルを示す.





以上の結果から,提案手法は投影上で雑音が大きくな ると学習時に各階層において周波数成分ごとに適切に特 徴量を抽出することが難しくなるため雑音の影響を強く 受けてしまうと考えられる.しかし,いずれの場合にも本 提案手法による再構成画像は,従来手法を用いた再構成 画像よりも視覚的また定量的に上回る結果となったこと から,現実的な条件を想定した場合でも本提案手法は有 用であることが示された.

5. まとめ

本研究では,静止型マルチピンホール SPECT システ ムにおいて深層学習を投影上で適応し,再構成画像の空 間分解能向上させる新たな開口補正法を検討し,その有 用性をシミュレーション上で検証した.結果,従来手法と 比較して,視覚的・定量的に高精度な再構成画像が取得で きることが示された.

参考文献

- Fufishiro Y, Murata K, Motomura N et al: Comparison of a multi-pinhole stationary SPECT system and a parallelhole high speed rotational SPECT system, IEEE Nucl. Sci. Symp. Conf. Record (NSS/MIC) 2019
- Okoshi M, Murata K, Ogawa K et al: Improvement of the spatial resolution with a deconvolution method for a multi-pinhole SPECT system, IEEE Nucl. Sci. Symp. Conf. Record (NSS/MIC) 2021.
- Andreyev A, Defrise M, Vanhove C et al: Pinhole SPECT reconstruction using blobs and resolution recovery, IEEE Trans. Nucl. Sci., vol. 53, no. 5, pp. 2719-2728, 2006.
- Ronneberger O, Fischer P, Brox T et al: U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation, Lecture Notes in Computer Science, vol. 9351, pp. 234-241, 2015.
- Zongwei. Z, Mahfuzur M, et al: UNet++: A nested U-Net architecture for medical image segmentation, Deep Learn Med Image Anal Multimodal Learn Clin Decis Support (2018), vol. 11045, pp. 3-11, 2018.
- Allen Human Brain Atlas, "MRI Doner Data," Allen Institute for Brain Science. https://human.brain-map.org/mri viewers/data

事) PSNR 値に上ろ数値証価