

## X線CTの逐次再構成法及び機械学習的再構成法に関する数値的評価

大橋 蓮 指導教員：戸田 尚宏

## 1 はじめに

X線CTの断層像再構成アルゴリズムは診断の精度のみではなく、被検者の被曝にも影響を与える重要な要素である。

これまで、X線CT断面像の再構成にはフィルタ逆投影法 [1] が用いられてきたが被曝を増加させずに、より精度が高い、計算時間の短い再構成法が期待されている。そうした中、近年注目を浴びている断層像再構成の一つに逐次近似型再構成法がある。この方法は計算量が非常に多いことが問題となっていたが計算機の速度の向上と共に実用性が高まっている。また、一方で機械学習的に再構成アルゴリズムを獲得しニューラルネットワーク法はフィルタ逆投影法に匹敵あるいは凌駕する可能性も示唆され始めた [2] がそれらの特性の比較検討は十分になされていない。

そこで本研究では投影データに重畳する量子雑音の量、すなわち照射光子数及び投影データサイズを基準としてフィルタ逆投影法、逐次近似型再構成及びニューラルネットワークを用いた再構成法を数値的に評価し、それぞれの特徴を明らかにする。

## 2 各再構成法の比較に関する数値実験

本研究ではフィルタ逆投影法 [1] としては Ramachandran のフィルタ関数を用いたものを使用する。また逐次近似型再構成法として、O'sullivan[3] により提案された I-divergence を評価基準とする方法を用いる。この方法は、X線光子数の到来がポアソン分布に従うことから、その分布から導かれた評価基準を用いているため、照射X線量が少なくても精度の良い再構成が可能であるとされている。

一方、ニューラルネットワーク法では、多数の数値ファントムからシミュレーションによって投影データを作成し、投影データから断層像への写像を機械学習を通じて獲得する方法 [2] である。この方法は、学習に時間を要するものの、一旦学習が終了すれば、再構成は極めて高速であるという利点を持つ。

本研究では共通の対象物として各ピクセルに減弱係数として 0.0001 ~ 0.02 の一様乱数を与えた  $32 \times 32$  のランダム画像を用いる評価基準にはシミュレーションによって得られた真の断面像との相関係数を用いる。今回はテストデータとして乱数の初期値を 100 パターン変更し、相関係数の平均値を取る。投影データサイズは  $64 \times 32$  から  $256 \times 256$  の種々サイズで比較を行う。ニューラルネットワークによる再構成では  $128 \times 64$  以下とした。照射光子数は  $1.0 \times 10^3 \sim 1.0 \times 10^8$  で行う。ニューラルネットワーク法では多数の投影データと対象物のペアを必要とするためこのようなランダムな対象物を 80000 個作成し、学習に用いた。またニューラルネットワークは Sigmoid 出力関数を中間ユニットに 1000 個もつ三層構造としている (入力ユニット数は投影データサイズによる)。

## 3 結果

図1は投影データサイズが小さい ( $64 \times 32$ ) 場合に総照射光子数  $10^3 \sim 10^8$  に変化させた場合の真の断面像との相関係数を示したものである。ニューラルネットワーク法 (図中 neural) はどの光子数でも最も

優れている。逐次近似型再構成法 (図中 idiv) は照射光子数が多い場合 ( $10^6$  以上) にはフィルタ逆投影法より精度がよくニューラルネットワーク法と同程度になっている。一方光子数が少ない場合逐次近似法は著しく精度が悪いことがわかる。これは従来の知見とは異なる。

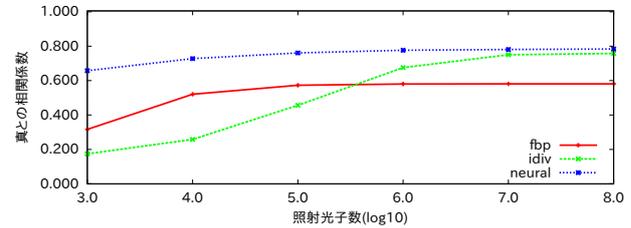
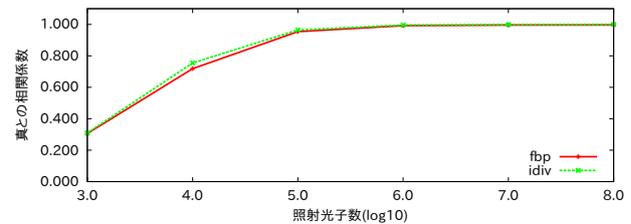
図1 投影データサイズ小さい場合 ( $64 \times 32$ )

図2は投影データサイズが大きい ( $256 \times 256$ ) 場合の結果である。このサイズでは計算環境の制約上ニューラルネットワークの検証は不能であった。逐次近似再構成法とフィルタ逆投影法はこの場合ほぼ同程度の性能だった。逐次近似型再構成法が常に高精度であるという従来の知見と異なるが、これは対象物サイズが小さい ( $32 \times 32$ ) ためであると考えられる。

図2 投影データサイズ大きい場合 ( $256 \times 256$ )

照射光子数と投影データサイズによる各再構成法の評価を表1に示す。

## 4 おわりに

照射光子数が多い場合は投影データサイズが小さくても逐次近似型再構成法がフィルタ逆投影法に勝っていたが照射光子数が少ない場合はフィルタ逆投影法が逐次近似型再構成法に勝っている。この現象は従来の知見にはなかったものであり、今後その理由を解明する必要がある。しかし、現在のCT環境は投影データサイズが本研究より大きいため逐次近似型再構成法が優れていると言える。一方ニューラルネットワーク法は検証した範囲内では最も優れた結果であった。

## 参考文献

- [1] Hsieh, Jiang. Computed Tomograph: Principles, Design, Artifacts and Recent Advances. SPIE Press, Bellingham, 2003
- [2] 松下大輝, 戸田尚宏: ニューラルネットワークによるX線CT再構成の可能性”, 令和4年度, 電気・電子情報関係会, 東海支部連合大会, K5-5, 2022.
- [3] O'Sullivan, J. Benac, Alternating minimization algorithms for transmission tomography, IEEE Trans. Med. Imaging, 26, 283-297, 2007

表1 各再構成法の評価

	照射光子数少ない		照射光子数多い	
投影データサイズ小	逐次近似型再構成法	×	逐次近似型再構成法	○
	フィルタ逆再構成法	△	フィルタ逆再構成法	○
	ニューラルネットワーク法	○	ニューラルネットワーク法	○
投影データサイズ大	逐次近似型再構成法	△	逐次近似型再構成法	○
	フィルタ逆再構成法	△	フィルタ逆再構成法	○
	ニューラルネットワーク法	—	ニューラルネットワーク法	—