

散乱線の影響を考慮した X 線 CT

竹本 和馬

指導教員：戸田 尚宏

1 はじめに

X 線 CT(CT:X-ray Computed Tomography) において、これまで使用されてきたファンビームは、散乱線の含有度合が比較的 low その影響は無視できるほど小さいものであると考えられていた。しかし、近年 CT はコーンビーム化へと進んでおり、コーン角の増加に伴い散乱線の含有度合も大きく増加していると考えられる[1]。しかし、従来の画像再構成法では、計算量やメモリ容量の問題から散乱線について十分考慮されていないため、コーンビーム CT においては、従来の画像再構成法を用いた場合、散乱線の影響が再構成画像にアーティファクトとして表れてしまう。散乱線は検出器に装着されたグリッド(あるいはコリメータ)により除去することが主流であるが、散乱線による被曝は止むを得ぬものとして無視してきた。しかし、散乱線にも対象物の情報が含まれているはずであるから、これを利用することが可能ならば被曝を低減させられるはずである。そこで、本研究では散乱線を考慮した投影シミュレーションを画像再構成アルゴリズムに取り入れることにより、逐次最適化に基づく画像再構成アルゴリズムを提案し、従来の画像再構成法(現行のグリッドの装備を仮定した画像再構成法)に対する優位性を検証し、提案手法による被曝量の低減について定量的に評価する。本研究では X 線エネルギーを単色とし問題を簡略化した上で検証を行う。

2 従来法

一般に直接線に関しては、CT の検出器で測定される X 線強度 I は、対象物の厚さを l 、減弱係数を μ 、入射 X 線強度を I_0 とすると、

$$I = I_0 \exp[-\mu \Delta l] \quad (1)$$

のように表すことができ、これは Lambert-Beer の法則と呼ばれる。しかしながら、実際にはこれにポアソン分布に従った量子ノイズ $Poisson(I_m)$ と、他の部位からの散乱線 σ が加わっており、

$$I = I_0 \exp[-\mu \Delta l] + Poisson(I_m) + \sigma \quad (2)$$

となる。ここで、 $I_m(\tau)$ は実際の測定値である。これまで量子ノイズの分布特性までは考慮がなされ、尤度関数と等価な評価量である I-Divergence

$$I = \frac{Im(\tau)}{\widehat{Im}(\tau)} - Im(\tau) + \widehat{Im}(\tau) \quad (3)$$

を用いた逐次再構成法が提案されており[3]、高精度の画像再構成が可能となってきている。ここで τ は測定位置、 $\widehat{Im}(\tau)$ はモデルで推定した測定値を表している。しかしこれらは散乱線 σ の影響を含めないモデルで近似を行うため、減弱係数の推定値 $\hat{\mu}$ と真値 μ との差が再構成画像上にアーティファクトとして現れてしまう。したがって従来法においてはグリッドにより散乱線を除去し、投影データを直接線のみとして再構成を行っている。以下、本研究では式(3)を評価関数とする I-Divergence を用い、この評価関数が十分に収束する N 回繰り返し再構成を行う方法を従来法とする。

3 モンテカルロシミュレーションによる輸送計算

従来の再構成法における X 線投影シミュレーションは、式(1)に従い行われてきた。従来法は散乱線を考慮していないため、再構成画像に誤差を生じる。この散乱線の影響については、計算量の問題等からシミュレーションにおいて無視されていたため、明らかではない。散乱線を考慮するためには、空間内における X 線光子の挙動、及び物理的な相互作用の確率分布に従った輸送計算を行う必要がある。本研究では、輸送計算をモンテカルロシ

ミュレーションにより行う汎用コードパッケージとして高エネルギー加速器研究機構から供給されている EGS5 [2] を用いることで、散乱線量を計算しその影響を見積もる。また、計算量が膨大となるため本学にある 256 コアをもつ大型並列計算機上で角度毎に異なる乱数の初期値を与え、並列実行することで計算時間の短縮化を行う。

4 散乱線の利用

前述したように、従来法においては、散乱線に対してグリッドを用いている。しかしこれは被検体通過後の散乱線を除去するものであるため、被曝量を原理的に減少させるものではない。さらには直接線の何割かも損失させてしまい、検出量が減少するため、量子雑音が増大する。

従来の再構成においては直接線のみを仮定しているため、散乱線は有害なものとしてきた。もし散乱線の存在も仮定した再構成法があるならば、有害であるとみなされてきた散乱線は有用な診断情報の一つとなるため、これまでの位置づけが逆転する。さらにグリッドが使われなくなるため、これまで無駄にしていた被曝を避けることができ、より効率的な診断が可能となる。

本研究では、EGS5 によるモンテカルロシミュレーションと、並列計算機を用いることで、計算機内に被検体の再構成像を構築しておき、輸送計算によって得られた投影データが、実際の投影データに近づくように、反復的なシミュレーションによって再構成像を近似していく方法を提案する。

5 散乱線を考慮した再構成法

散乱線を考慮した投影シミュレーションを画像再構成アルゴリズムに取り入れ、逐次最適化に基づく画像再構成アルゴリズムを提案する。式(3)の I-Divergence を最適化する計算を行う途中で、モンテカルロシミュレーションで得られた計算結果を用いることにより、散乱線量の推定が実現できると考えられる。提案手法のアルゴリズムを以下に示す。変数定義は以下に示す通りである。

| | |
|---------------------------|------------|
| i | 逐次回数 |
| j | 散乱線を推定する回数 |
| x_i | 推定した減弱係数分布 |
| $Im(\tau)$ | 実際の測定値 |
| $\widehat{Im}(\tau)$ | 推定した測定値 |
| $\widehat{\beta}_i(\tau)$ | 推定した散乱線量 |

1. 初期画像 x_0 を入力。
2. 実際の測定値 $Im(\tau)$ とモデルで推定した測定値 $\widehat{Im}(\tau)$ との I-Divergence の評価関数(式(3))が十分に収束するまで再構成を繰り返し行う。
3. 逐次回数 k 回で留め置き、その時の画像 x_i より、水を基準とした密度マップ(減弱係数分布)を作成し、これを入力とし、EGS5 によるモンテカルロシミュレーションにより散乱線量を計算する。
4. 計算により推定した散乱線量を $\widehat{Im}(\tau) = Im(\tau) - \widehat{\beta}_i(\tau)$ に従って推定した測定値に加味し、1. に戻り、再び I-Divergence の評価関数(式(3))が十分に収束するまで再構成を繰り返し行う。

本アルゴリズムでは、逐次回数 k 回毎にモンテカルロシミュレーションによる散乱線量の推定を行い、この反復を M 回行うこととする。したがって、提案手法における合計の逐次回数は $k * M$ 回となる。

6 数値実験による提案手法の検証

従来法との比較から提案手法の優位性を検証する。被検体に照射する X 線の一角あたりあたりの総光子数に関して、投影データ取得時は 10^5 、提案手法での再構成時は 10^7 、エネルギーは 70[keV] の単色仮定とし、回転角度方向の角度分割数を 128、検出器はアレイ状に配置するものとしその数は 128 とする。測定空間は 30[cm] × 30[cm] × 18.75[cm]、測定対象とするファントムは、図 1 に示したものをを用いる。回転中心までの距離を 30[cm] とする。ビーム形状はコーンビームとし、ファン角を 90[deg]、コーン角を 5[deg] とする。このように構成した体系を図 2 に示す。また、本検証では従来法における I-Divergence の逐次回数 N を 20000 回、提案手法における I-Divergence の逐次回数 k を 1000 回、散乱線量の反復推定回数 M を 20 回とする。

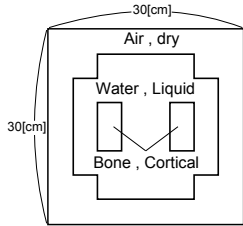


図 1 対象ファントム

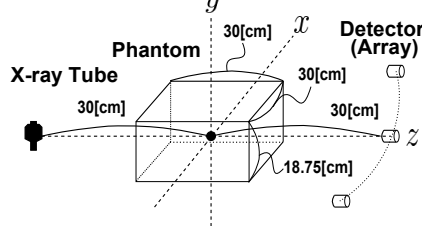


図 2 体系

提案手法が有効であるならば、従来法を用いた結果と比較して、散乱線を含む測定値に対して提案手法を用いた結果の方が真に近くなるはずである。真の再構成画像を図 3 に、従来法（散乱線なし、散乱線あり）を用いた場合の再構成画像を図 4~5 に、提案手法を用いた場合の再構成画像を図 6 に示す。さらに、減弱係数における誤差の反復による推移を図 7 に示す。これらの結果より、散乱線を利用しない従来法と比較しても、散乱線を利用した提案手法の方が精度が高いことが確認できる。提案手法の優位性は、散乱線量が精度よく推定されていることに起因していると考えられるため、このことも定量的に評価する。図 8 に、ある方向における反復推定回数 2(緑線)、20(青線) 回後の推定散乱線量及び、投影データ取得時よりも 10000 倍の照射光子数で取得した散乱線量(真に近いと思われる散乱線量: 赤線)を示す。さらに図 9 に真に近いと思われる散乱線量との誤差の推移を示す。これらより反復推定回数に伴い、散乱線の推定精度が向上していることが確認できる。

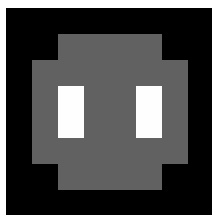


図 3 真の再構成画像

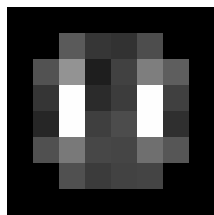


図 4 従来法 (散乱線なし)

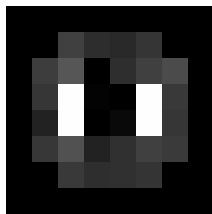


図 5 従来法 (散乱線あり)

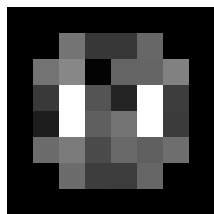


図 6 提案手法

散乱線を利用しない従来法を用い、提案手法と同程度の精度となるためにはさらに照射光子数を増加させなければならない。したがって、提案手法を用いた場合、その増加量だけ被曝量が低減されている。このことを定量的に評価する。表 1 にそれぞれの場合での減弱係数における誤差を示す。光子数 1.8×10^6 としたとき提案手法と同等の精度が得られ、約 18 分の 1 の被曝量低

減がなされていることが分かる。

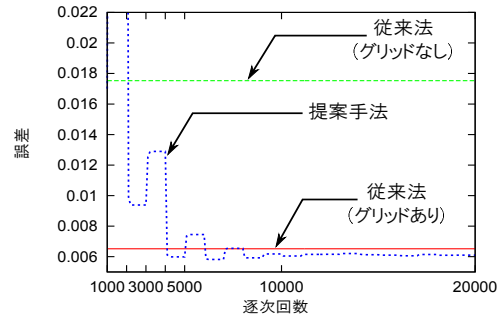


図 7 減弱係数における真との誤差

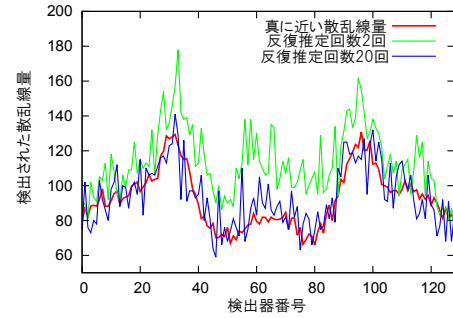


図 8 一方向での散乱線量

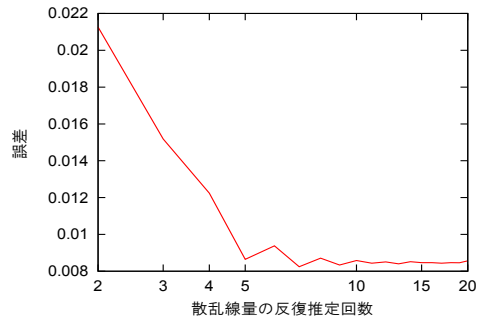


図 9 散乱線量の推定精度

| 再構成法 | 照射光子数 | 誤差 |
|-------------|-------------------|----------|
| 従来法 (散乱線なし) | 1.0×10^5 | 0.006516 |
| | 1.5×10^6 | 0.006142 |
| | 1.8×10^6 | 0.006102 |
| 提案手法 | 1.0×10^5 | 0.006102 |

表 1 減弱係数における真との誤差

7 おわりに

本研究では、従来法に対する提案手法の優位性及び、約 18 分の 1 の被曝量低減がなされている例が存在していることを確認した。今後は、様々なファントムを用いること、画像サイズを増加させること、多数の統計による検証が課題としてあげられる。

参考文献

- [1] K. Tokumoto, Y. Yamazaki, N. Toda, S. Shuji, "Evaluation of Scattered Radiation in Cone-Beam Dual-Energy X-ray CT with Monte Carlo Simulation", The Radiological Society of North America (RSNA) 98th Scientific Assembly and Annual Meeting, SSG16-02, 2012
- [2] H. Hirayama, Y. Namito and A.F. Bielajew: "The Egs5 code system, report 2005-8", High Energy Accelerator Research Organization, Tsukuba, Japan, 2009.
- [3] J.A.O'Sullivan and J.Benac, "Alternating minimization algorithms for transmission tomography", IEEE Trans.Med.Imaging, Vol.26, No.3, pp.283-297, 2007