

委員長	所属長承認印
	

様式第1号 (第7条関係)

2026年 2月 5日

つがる西北五広域連合つがる総合病院
倫理委員会委員長

所 属 鶴田診療所診療画像情報室
申請者

氏 名 佐藤 光栄



審 議 申 請 書

下記の医療行為等を実施したいので、つがる西北五広域連合つがる総合病院倫理委員会設置要綱第7条の規定により申請します。

審査対象	研究実施計画		
課題名	物理モデルと自己教師学習に基づくアンロール深層学習によるCT画像再構成の高信頼化		
実施責任者	所 属 鶴田診療所 診療画像情報室	氏 名 佐藤 光栄	
分担職員	所 属 弘前大学医学部附属病院	氏 名 森田 竹史	
	所 属 弘前大学医学部附属病院	氏 名 柏崎 碧	
医療行為等の内容	本研究は研究目的で一般公開されているCT画像と、CT装置から収集される物理諸元の測定器具画像を用いる。したがってヒトに対する介入試験などの医療行為は行わない。		
実施期間、医療行為等の実施場所及び症例予定件数等	<ul style="list-style-type: none"> ・実施期間 2026年3月1日（承認日から）～2027年2月28日 研究には一般公開されているCT画像を10万枚、実機から得られる画像を100枚使用する想定である。実機からの物理諸元の取得は弘前大学医学部附属病院にて実施し、すべての解析は鶴田診療所にて実施する予定である。 		
医療行為等における倫理的配慮	<ul style="list-style-type: none"> (1)対象者となる個人の人権擁護 本研究に使用する画像は一般公開される時点で匿名化されており、個人を特定することは不可能である。また、データは本研究以外の二次利用はしない。 (2)対象となる者に理解を求めその同意を得る方法 オプトアウト方式で行う。 (3)医療行為等により生じる対象者への不利益及び危険性や医学上の貢献の予測 本研究は該当しない。 (4)発表予定の学会や雑誌及び時期等 実験終了後にIEEE、Medical Physicsなどの雑誌への投稿を予定している。また、適宜学会発表を行う。 (5)その他 弘前大学医学部附属病院においても倫理審査会への申請を行う。 		
受付番号	35	通知年月日	通知番号

注意事項 1. 審査対象となる実施計画書又は出版公表原稿のコピーを添付して下さい。

2. この様式により難いときは、別に指定する様式を用いることができること。

研究計画書

鶴田診療所 診療画像情報室 佐藤光栄

1. 研究タイトル

物理モデルと自己教師学習に基づくアンロール深層学習による CT 画像再構成の高信頼化
(Physics-Informed and Self-Supervised Unrolled Networks for Reliable CT Image Reconstruction)

2. 研究目的

本研究の目的は、深層学習 (Deep Learning) を活用した CT 画像再構成手法により、投影データと Radon 変換に基づく物理モデルとの整合性を保ちながら、安定かつ信頼性の高い画像再構成を実現するための学習と再構成の枠組みを確立することである。これにより深層学習の柔軟性と物理モデルに基づく説明可能性を両立させ、ハルシネーションを抑制した物理的に信頼できるピクセル値が再現できる画像再構成の実現を目的とする。

3. 研究背景：CT 再構成技術の現状と課題

近年、CT 画像再構成において深層学習 (Deep Learning Reconstruction: DLR) が急速に実用化され、主要メーカーの市販 CT 装置にも搭載されるようになってきている。これら市販装置の DLR は、低線量撮影におけるノイズ低減や画質改善において高い臨床的有用性が実証され、既に標準的な技術として広く稼働している。

しかし、市販装置に搭載された DLR の多くは、アルゴリズムの詳細や物理的一貫性の維持プロセスが非公開の「ブラックボックス」となっている。そのため、生成された画像が CT の物理過程 (forward model) や実際の投影データ (sinogram) との整合性をどのように担保しているか明らかではない。この不透明性は、医用画像分野における「超解像 (Super-Resolution: SR)」の定義をめぐる本質的な課題と深く関わっている [1,2]。本来、自然画像分野で発展した SR は、知覚的品質の向上を重視し、ピクセル数の増加や視覚的な高精細化を目的とする [3,4]。これに対し、医用画像において真に求められるのは、存在しなかった情報の物理的根拠を伴わない「創成」ではなく、ノイズやシステム劣化によって不可視となっていた情報を投影データに基づいて忠実に「回復」することである [1,5]。

このように物理的根拠が学術的に検証が困難なまま情報の「創成」が行われかねない現状では、投影データと矛盾する画像の生成や、復元された画像の信頼性は高精細に見えるが物理的に支持されない偽構造 (hallucination) を生じている可能性が強く指摘されている [6, 7]。したがって、医用における解像度向上は、単なる画質改善ではなく「物理的に支持された情報の回復」として再定義されるべきである。情報の信頼性が不可欠な臨床現場において、こ

うした物理的根拠の検証が体系的に整理されていない現状は、将来的な規制強化や装置間差異の標準化への対応において大きな課題を残している。

4. 本研究の新規性と独自性

本研究の独自性は、Radon 変換に基づく物理的な forward model をネットワーク構造そのものに明示的に組み込んだアンロールネットワーク (Learned Primal-Dual: LPD Net) [8,9] と、自己教師あり学習 (Self-Supervised Learning: SSL) [10,11] を統合した点にある。

従来のブラックボックス型 DLR と異なり、本手法は再構成過程において観測データとのデータ整合性 (Data Consistency) および物理的一貫性を数理的枠組みに基づいて制約する [12,13]。これにより、得られた被写体が持つ画像情報の復元を定量的に検証可能な「透明性の高い再構成枠組み」を提示できる点が、既存技術に対する重要な優位点である。

また、近年の医用 AI の臨床応用において、規制当局 (PMDA や FDA 等) は AI の「再現性・説明可能性・安全性」を重視している。物理モデルに基づく「説明可能な DL 再構成」を追求する本研究は、AI の透明性と規制科学 (Regulatory Science) の要請に直接的に応えるものであり、実用性と信頼性を両立させた次世代の医用画像技術の指針となる社会的・学術的意義を有している。

5. 研究方法

本研究では sinogram を入力とし、Radon 変換を含む unrolled LPD Net を構築する。各反復において画像領域と投影領域を往復し、data consistency を損失関数に組み込む。学習は自己教師学習により行い、必要に応じて MLP を組み込んだ構造についても性能比較を行う。本研究においては新たに人体を撮影して画像データを取得することは行わず、解析および評価には一般に公開されている既存の CT 画像データおよびファントムの投影データのみを使用する。これらのデータは個人情報削除された匿名化済みデータであり、特定の個人を識別することは不可能である。したがって、本研究は新たな被ばくや倫理的风险を伴わず、既存データとファントム画像の解析に基づく研究として実施される。

[データ]

- ・ NIH (National Institutes of Health) が運用する The Cancer Imaging Archive (TCIA : <https://www.cancerimagingarchive.net/>) に保存され一般公開されている臨床画像を使用する。
- ・ すべてのデータは匿名化されており、個人を特定可能な情報は含まれない。
- ・ パラメータ評価と生成画像評価用に Catphan 等のファントム画像を使用する。

[モデル構成]

- ・ CT 再構成の forward model として Radon 変換を明示的に組み込んだ unrolled network (Learned Primal-Dual: LPD Net) を基本構造とする。

- ・各反復ステップにおいて、画像領域と投影領域を往復しながら更新を行う構成とする。
- ・必要に応じて、特徴表現の補完や非線形表現能力の向上を目的として MLP を含む拡張構造、さらに損失関数についても検討する。

[学習方法]

- ・教師画像を用いない自己教師学習 (Self-Supervised Learning: SSL) を採用する。
- ・観測された投影データと再投影結果との整合性を損失関数に組み込み、data consistency を担保する。
- ・物理モデルに基づく制約下での学習により、構造的ハルシネーションの抑制を図る。

[評価指標]

- ・PSNR,SSIM,MTF,NPS を用いた画像再構成性能の評価
- ・再投影誤差などを用いた投影データとの整合性 (data consistency) 評価
- ・HU 値の統計的分布や物理的一貫性に基づく評価

6. 研究計画・スケジュール

期間	内容
1-2 か月	先行研究の調査・理論の整理
3-4 か月	モデルのスクリプト作成と実装・基礎実証実験
5-6 か月	各種パラメータを決定し本実験
7-12 か月	結果の分析と研究発表準備

7. 予想される研究の限界と課題

- ・学習、検証、推論は市販の GPU を利用するため計算負荷の増大に伴う計算時間の遅延が想定され、これを回避するためにアルゴリズムや手法に制限を設ける必要に迫られる可能性がある。
- ・生成画像は正しい HU 値を示すが、元画像と比較するとノイズの周波数特性が変わる可能性が考えられるため、主観的には元画像と異なる印象を受けることが予想される。

8. 倫理的配慮

使用するデータは本研究のみに使用し二次利用はしない。研究記録の記載、データと結果の管理、使用するプログラムの保存は主研究者が責任を持って管理し、倫理審査を遵守する。

9. 参考文献

- [1] Greenspan, Hayit. "Super-resolution in medical imaging." *The computer journal*52.1 (2009): 43-63.
- [2] Park, Junyoung, et al. "Computed tomography super-resolution using deep convolutional

- neural network." *Physics in Medicine & Biology* 63.14 (2018): 145011.
- [3] Dong, Chao, et al. "Image super-resolution using deep convolutional networks." *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence* 38.2 (2015): 295-307.
- [4] Ledig, Christian, et al. "Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network." *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2017.
- [5] Park, Sung Cheol, Min Kyu Park, and Moon Gi Kang. "Super-resolution image reconstruction: a technical overview." *IEEE signal processing magazine* 20.3 (2003): 21-36.
- [6] Antun, Vegard, et al. "On instabilities of deep learning in image reconstruction and the potential costs of AI." *Proceedings of the National Academy of Sciences* 117.48 (2020): 30088-30095.
- [7] Gottschling, Nina M., et al. "The troublesome kernel: On hallucinations, no free lunches, and the accuracy-stability tradeoff in inverse problems." *SIAM Review* 67.1 (2025): 73-104.
- [8] Adler, Jonas, and Ozan Öktem. "Learned primal-dual reconstruction." *IEEE transactions on medical imaging* 37.6 (2018): 1322-1332.
- [9] Adler, Jonas, and Ozan Öktem. "Solving ill-posed inverse problems using iterative deep neural networks." *Inverse Problems* 33.12 (2017): 124007.
- [10] Lehtinen, Jaakko, et al. "Noise2Noise: Learning image restoration without clean data." *arXiv preprint arXiv:1803.04189* (2018).
- [11] Krull, Alexander, Tim-Oliver Buchholz, and Florian Jug. "Noise2void-learning denoising from single noisy images." *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*. 2019.
- [12] Hammernik, Kerstin, et al. "Learning a variational network for reconstruction of accelerated MRI data." *Magnetic resonance in medicine* 79.6 (2018): 3055-3071.
- [13] Monga, Vishal, Yuelong Li, and Yonina C. Eldar. "Algorithm unrolling: Interpretable, efficient deep learning for signal and image processing." *IEEE Signal Processing Magazine* 38.2 (2021): 18-44.