

【原著】

肺野の逐次近似応用再構成法と深層学習を用いた CT 画像再構成法の比較：ファントム実験

柴垣 龍之介^{*1} 工藤 幸清^{*2} 小山内 暢^{*2} 對馬 恵^{*2},
南島 佑亮^{*1} 佐々木 稜^{*3} 成田 知将^{*3} 森田 竹史^{*3}

2025 年 3 月 28 日受付, 2025 年 7 月 17 日受理

要旨：近年、深層学習を用いた画像再構成法が computed tomography (CT) 装置に搭載されるようになり、CANON 社製 Aquilion ONE には、従来使用されてきた逐次近似応用再構成法の Adaptive Iterative Dose Reduction 3D (AIDR 3D, レベル L1-L4) に加え、深層学習を用いた Advanced intelligent Clear-IQ Engine (AiCE, レベル L1-L3) が搭載された。そこで、本研究は肺野領域を想定したファントム実験により AIDR 3D と AiCE の画像を比較し、AiCE の有用性を検討した。自作ラインファントムを撮影した各種再構成画像を利用し、信号欠損数とノイズ、コントラスト評価の contrast-to-noise ratio (CNR)、解像特性とノイズ特性の signal-to-noise ratio (SNR) を測定した。その結果、AIDR 3D L1 に比べ AiCE L2 では信号欠損数に違いはなく、ノイズが少なかった。CNR は AiCE L2, AiCE L3 が約 17%, 63% の線量低減効果が示唆され、SNR では高周波数帯 (0.9 cycles/mm) において AiCE L1, AiCE L2, AiCE L3 が約 23%, 49%, 80% の線量低減効果が示唆された。このことから、AIDR 3D L1 と比較して、AiCE L2 はノイズが少なく、信号欠損は同等で、かつ線量低減に寄与する可能性が示唆された。

キーワード：CT, 逐次近似応用再構成法, 深層学習

I. 緒言

Computed tomography (CT) 装置における画像再構成の基本的な方法は、CT で得られた投影データに一度フィルタ処理を行い、画像として逆投影することにより得られる。この方法はフィルタ補正逆投影法 (FBP : filtered back projection) として昔から使用されてきた¹⁾。この方法からより高画質で低被ばくを実現する逐次近似応用再構成法 (IR : iterative reconstruction) が開発された²⁾。各社 IR 法の詳細については公開していない部分があるが、最初に仮の画像を作り、それを投影データと何度も比較・修正しながら、最適な画像を徐々に作っていく方法である。

さらに近年、人工知能 (AI : Artificial Intelligence) の技術の一つである深層学習 (Deep Learning) を用いて設計された画像再構成処理技術が CT 装置に搭載された^{3,4)}。キヤノンメディカルシステムズ株式会社の高精細エリアディテクタ CT には、IR 法である Adaptive Iterative Dose Reduction 3D (AIDR 3D) に加え、Deep Learning を用いた Advanced intelligent Clear-IQ Engine (AiCE) が搭載された³⁾。AIDR 3D は画像再構成の過程で投影データと画像データに対し、ノ

イズ低減を行うことで、必要な信号を保ちつつ、画像ノイズやアーチファクトを除去することが可能であり⁵⁾、AiCE は Deep Learning を用いて作成された Deep Convolutional Neural Network (DCNN) を用いて、ノイズやシグナルを識別する処理を行うことで、分解能を維持しつつ、ノイズを除去することが可能である⁵⁾。両者とも原理は違うが空間分解能を維持しつつ、ノイズを低減することが期待できる。

しかし、AI 技術を使用したディープニューラルネットワークは意思決定プロセスに関する詳細が明らかではないためブラックボックスと呼ばれ、臨床に導入する前には解釈の可能性や透明性の確認が必要である⁶⁾とされている。

また、AIDR 3D, AiCE の処理機構の詳細については非公開であるため、臨床現場では従来から使用されてきた AIDR 3D が主に用いられており、AiCE の導入には慎重な姿勢が見られる。そこで本研究では、AiCE による画像再構成法について、ノイズやシグナルの識別能、コントラストなどの観点から従来法と比較し、臨床に有用な知見を提供することを目的とした。

そこで、肺野関数を用いる肺野の撮影を想定し、胸部ファントムの胸腔内に、自作ラインファントムならびに模擬腫瘍を配置して撮影を行い、AIDR 3D と AiCE による再構成画像について画像評価と線量低減効果の面から比較した。

画像評価として、各再構成法で得られた画像において、実在する物体が正しく描出されているか、あるいは欠損しているかを判定するため、ラインファントムを作製し、ラインの信号欠損数を測定した。さらに、ノイズは物体の識別を困難にする要因であるため、信号欠損数と併せてノイズ量も評価した。

*1 弘前大学医学部保健学科

Hirosaki University School of Health Sciences
〒036-8564 青森県弘前市本町 66-1 TEL:0172-33-5111
66-1, Honcho, Hirosaki-shi, Aomori, 036-8564, Japan

*2 弘前大学大学院保健学研究科

Hirosaki University Graduate School of Health Sciences
〒036-8564 青森県弘前市本町 66-1 TEL:0172-33-5111
66-1, Honcho, Hirosaki-shi, Aomori, 036-8564, Japan

*3 弘前大学医学部附属病院

Hirosaki University Hospital
〒036-8563 青森県弘前市本町 53 TEL:0172-33-5111
53, Honcho, Hirosaki-shi, Aomori, 036-8563, Japan

Correspondence Author kohsei@hirosaki-u.ac.jp (Kohsei Kudo)

線量低減効果を評価するために、線量を変化させて contrast-to-noise ratio (CNR) および signal-to-noise ratio (SNR) を測定した。コントラストは、対象臓器や病変が背景とどれだけ明瞭に区別できるかを示す指標であり、CNR は単なるコントラストに加え、ノイズ (CT 値の標準偏差, SD : standard deviation) の影響下で対象をどれだけ識別できるかを評価する指標である。CNR の測定には模擬腫瘍を使用した。一方、SNR は画像の特定の細かさ (周波数) に対して、どれだけ対象がノイズの中で識別できるかを示す指標であり、高周波領域の SNR が高ければ、細かい構造も見やすい画像であると判断できる。このことから CNR や SNR は、画像再構成法や撮影条件 (管電流等) を比較する際に画質を客観的に評価できる指標であり、被ばく線量を低減しつつも診断に必要な画質が維持されているかを確認するのに有用である。

II. 方法

1. 使用機器

CT 装置は Aquilion ONE (Canon Medical Systems Corporation, Aquilion ONE/INSIGHT Edition TSX-308A, Tochigi, Japan.) を使用し、胸部ファントム (京都科学, 胸部ファントム N-1, Kyoto, Japan.) の胸腔内に自作のラインファントムと模擬腫瘍 (胸部ファントム N-1 に付属の模擬腫瘍, 直径 10mm 球形, CT 値: -800HU, -630HU, +100HU) を配置し撮影を行った。

自作のラインファントムの断面を図 1 に示す。ファントムの外径は約 10cm とし、ナイロン製のラインは直径 0.1, 0.2, 0.3, 1.7mm の 4 種類をそれぞれ 8 本ずつ長さ 10cm として配置した。また、中心にはアクリル製の円柱 (直径 5mm) と外側には 4 本の正四角柱 (一辺 10mm, 長さ 10cm) を支柱として配置した。ラインファントムに使用したナイロンの CT 値については、組成により多少の違いは考えられるが 76HU⁷⁾が目安となるため、ラインと空気の CT 値の差は大きく高コントラスト物質の評価となる。線量低減効果の評価についてはアクリル製の円柱 (直径 5mm, CT 値: 約 120HU⁸⁾) と空気の CNR, SNR による比較を行った。

画像再構成法は、filtered back projection (FBP), 逐次近似応用再構成法の AIDR 3D L1, AIDR 3D L4, ならびに深層学習を用いた AiCE L1, AiCE L2, AiCE L3 を選択し、再構成関数は全て肺野関数を使用した。また、画像再構成の際のノイズ除去等の強さを表すレベル (L1, L2 等) は数値が大きいほどより強い再構成を施すものであり、AIDR 3D L1 (Weak), AIDR 3D L4 (Strong), AiCE L1 (Mild), AiCE L2 (Standard), AiCE L3 (Strong)⁹⁾を意味するが、詳細については非公開である。AIDR 3D は FBP と逐次近似再構成法を組み合わせた逐次近似応用再構成法である。AIDR 3D と AiCE はキャノンメディカルシステムズ株式会社の装置

特有の名称である。

画像評価や線量低減効果の評価には画像解析用ソフトウェア ImageJ (NIH: National Institutes of Health, Bethesda, Maryland, USA, <https://imagej.nih.gov/ij/index.html>) ならびに CT measure Ver. 0.99d¹⁰⁾ (CT measure) を使用した。

本研究は、CT 装置に搭載されている画像再構成法の有効利用を目的としたファントム実験であり、人体の撮影や観察者による視覚評価は行っていない。

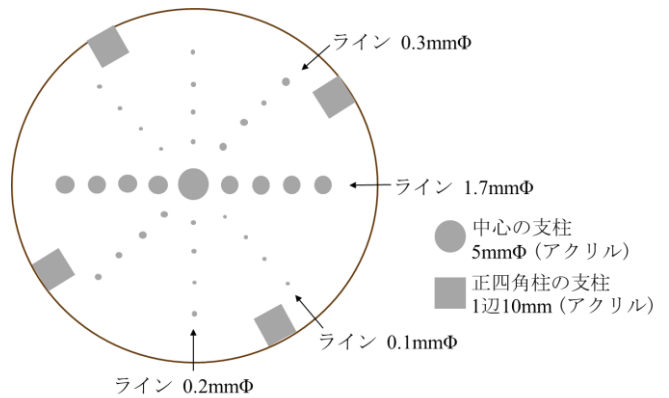


図 1 自作ラインファントムの形状

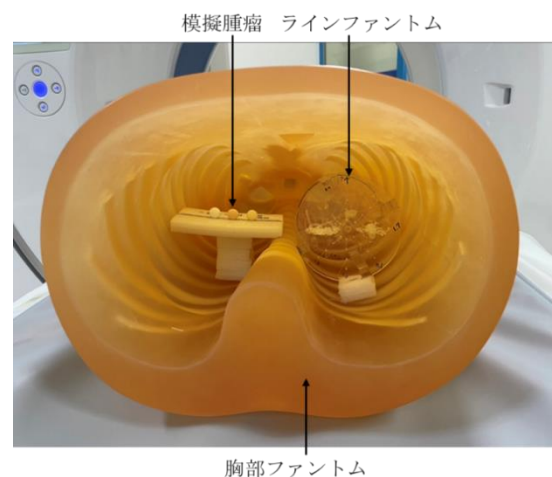


図 2 撮影時の胸部ファントム, ラインファントム, 模擬腫瘍の配置

2. 実験方法

1) 画像評価

画像再構成法の違いによる描出能の違いを明らかにするため高い管電流の条件下における信号欠損, ノイズ, CNR の測定を行った。図 2 のように胸部ファントムの胸腔内にラインファントムと模擬腫瘍を配置して撮影した。この際、ラインファントム中心と X 線管回転中心の距離は 58mm であった。スキャン条件は日本放射線技術学会発行の「X 線 CT 撮影における標準化～GALACTIC～ (改訂 2 版)」を参考に表 1 のように決定した¹¹⁾。再構成視野 (display field of view : DFOV) はラインファントムの中心を視野中心とした DFOV10cm, ならびに胸部ファントムの

中心を視野中心とした DFOV30cm の画像を取得した。

ImageJ で取得した画像を読み込み、DFOV10cm では撮影回数 10 回の同スライス面 10 枚の画像を加算平均し、1.7mm 径ラインの CT 値を閾値とし、各画像 10 枚それぞれ 2 値化処理を行った。この 2 値化処理画像に対して、ImageJ のカウント機能を使用し、閾値以上の個数をカウントした。カウントされた数は信号数+ノイズの数に相当する。次に、信号が実在する箇所へ予め関心領域 (ROI: region of interest) を設定し、ROI 内に信号がある場合を 1 と数え、信号数とした。カウントされた数は信号数+ノイズの数に相当するため、信号数を差し引くことでノイズの数とした¹²⁾。信号欠損数は、ROI の数 (実在する箇所の数) から信号数を差し引くことで算出した。

なお、ラインファントムの評価における管電流は小焦点の範囲である 270mA とした。

DFOV30cm では、模擬腫瘍の CT 値と空気の CT 値、空気の SD を、ImageJ により測定し、次式で CNR を算出した^{13, 14)}。

$$\text{CNR} = \frac{\text{ROI}(S) - \text{ROI}(B)}{\text{SD}(B)}$$

ROI (S) : 信号領域 (模擬腫瘍) の CT 値

ROI (B) : 無信号領域 (空気) の CT 値

SD (B) : 無信号領域 (空気) の SD

表 1 画像評価のためのスキャン条件

スキャン条件		
スキャン方式	ヘリカルスキャン	
ファントム	胸部ファントム	
	ラインファントム	模擬腫瘍
撮像回数	10	19
DFOV (cm)	10	30
管電流 (mA)	270	380
管電圧 (kV)	120	
画像再構成法	FBP, AIDR 3D (L1, L4), AiCE (L1, L2, L3)	
再構成関数	肺野関数	
スライス厚 (mm)	0.5	
回転時間 (s)	0.5	

2) 線量低減効果の検討

画像再構成法の違いによる線量と CNR, SNR の関係を明らかにするために、管電流を変化させて撮影を行った。スキャン条件は表 1 のラインファントムの条件をもとに行った (表 2 参照)。ファントムの配置は実験方法の 1) 画像評価 (図 2) と同様とし、管電流は全て小焦点の範囲とした。また本研究では、現在臨床で主に用いられている AIDR 3D L1 と AiCE L1, AiCE L2, AiCE L3 の各管電流の再構成画像 10 枚から、CNR と SNR を算出し、線量低減の可能性について検討した。ここでの CNR は ImageJ を使用し、ライ

ンファントム中心支柱と空気の CT 値, SD から算出した。SNR は CT measure を使用して、下式から算出される^{14, 15)}が、算出式の解像特性である MTF (modulation transfer function) はラインファントムの中心支柱 (アクリル製の円柱) の画像から求めることになるため、AIDR 3D や AiCE のような非線形処理では MTF が変動する。そこでアクリル製の円柱を対象としたタスクによる解像特性を MTF と区別して TTF (task transfer function) と表記した¹⁶⁾。また、ノイズ特性は空気の noise power spectrum (NPS) を使用した。なお、TTF は circular edge 法、NPS は radial frequency 法により、CT measure により測定した。

$$\text{SNR} = \sqrt{\frac{C^2 \times \text{MTF}(f)^2}{\text{NPS}(f)}}, \quad C = 1$$

MTF (f) : ラインファントム中心支柱の MTF (今回は TTF)

NPS (f) : ラインファントム無信号領域 (空気) の NPS

C : 機器による定数、今回は C=1 と仮定

表 2 線量低減の検討のためのスキャン条件

スキャン条件	
スキャン方式	ヘリカルスキャン
ファントム	胸部ファントム (ラインファントム)
撮像回数	10
DFOV (cm)	10
管電圧 (kV)	120
管電流 (mA)	10, 15, 35, 90, 180, 270
画像再構成法	FBP, AIDR 3D (L1, L4), AiCE (L1, L2, L3)
再構成関数	肺野関数
スライス厚 (mm)	0.5
回転時間 (s)	0.5

3. 統計解析

統計解析ソフトウェア EZR.R Version 1.63¹⁷⁾を使用し、画像評価におけるラインファントムの 2 値化処理後の 10 枚の画像の信号欠損数とノイズの数について、画像再構成法の違いによる差の統計分析を実施した (有意水準は 0.05)。画像再構成法の 6 群 (FBP, AIDR 3D L1, AIDR 3D L4, AiCE L1, AiCE L2, AiCE L3) について、全群のデータが正規分布に従うか Shapiro-Wilk 検定を行った。

Shapiro-Wilk 検定において、少なくとも 1 群が正規分布に従わない場合 ($p < 0.05$) は、3 群以上の間の比較を Kruskal-Wallis 検定 (2 群ずつの比較を post-hoc 検定, Steel-Dwass の多重比較) にて行った。

Shapiro-Wilk 検定において、全群が正規分布に従う場合 ($p \geq 0.05$) は、Bartlett 検定により 3 群以上の等分散性の検定を行った後、3 群以上の間の平均値の比較を一元配置分散分析 (one-way ANOVA) により行った¹⁸⁾。

III. 結果

1. 画像評価

DFOV10cm について、2 値化処理画像作成の閾値として使用した CT 値を表 3 に示した。この CT 値よりも高いところを赤、低いところをグレイ表示することで 2 値化処理画像を得た。なお、SD は加算前の各画像の SD の二乗和を加算枚数で除した値の平方根を示した。図 3 に 2 値化処理画像の例を示した。画像内には、0.1, 0.2, 0.3, 1.7mm 径ラインがそれぞれ 8 本、5.0mm 径中心支柱 1 本、四角柱の支柱 4 本の合計 37 個が実在する信号になり、信号位置は図 3 に示した ROI である。各画像再構成法の信号欠損数とノイズの数を表 4 に示し、統計解析の結果を表 5 に示した。信号欠損数は、AiCE L3 が最も多く、他の全ての画像再構成法に比べ有意に高かった ($p<0.05$)。また、AiCE L1 が最も信号欠損数が少なかったが、他の画像再構成法の間には有意な差はなかった。ノイズの数は、AiCE L3 が最も少なく、他の全ての画像再構成法に比べ有意に低かった ($p<0.05$)。また、AiCE L1 が最もノイズの数が多く、かつ AIDR 3D L4, AiCE L2, AiCE L3 との画像再構成法の間には有意差があり、ノイズの数が有意に高かった ($p<0.05$)。さらに、AiCE L2 もノイズの数は少なく、特に臨床に使用される AIDR 3D L1 に対して有意にノイズが少なかった ($p<0.05$)。

DFOV30cm について、得られた再構成画像の例を図 4 に示した。各再構成画像 19 枚の模擬腫瘍の CT 値を表 6 に、空気の CT 値を表 7 に示した。なお、CT 値は平均値、SD は二乗和を使用枚数で除した値の平方根を示した。表 6 では模擬腫瘍の CT 値-800HU に対して 2%程度、-630HU では 5%程度、+100HU では 75%程度の差が見られた。一方、空気では表 7 に示す通り CT 値はほぼ同じ値となったが、SD は FBP が一番大きく、AiCE L3 が最も小さかった。表 6 ならびに表 7 から算出した CNR の結果を図 5 に示した。模擬腫瘍の 3 種類とも AiCE L1 と AIDR 3D L4 の CNR がほぼ同等であり、かつ AiCE が AIDR 3D よりも CNR が高かった。

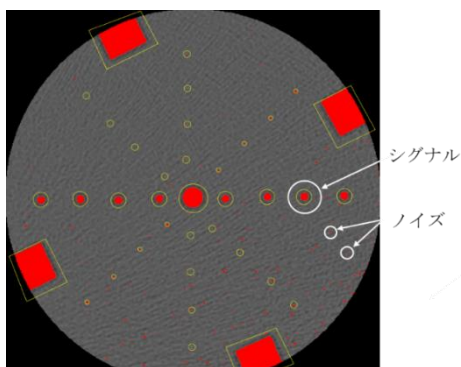


図3 ラインファントムの 2 値化画像の例 (DFOV10cm)
画像再構成法は AIDR 3D L1, 閾値より高い CT 値は赤、シグナル位置は黄色の ROI である

表3 2 値化処理の閾値値として用いた 1.7mm 径ラインの CT 値と SD (DFOV10cm)

	CT値	SD
FBP	-821.1	172.2
AIDR 3D L1	-821.2	172.2
AIDR 3D L4	-821.1	172.0
AiCE L1	-821.7	171.4
AiCE L2	-821.0	162.9
AiCE L3	-819.5	161.4

表4 各画像再構成法の 2 値化画像における信号欠損数とノイズの数 (DFOV10cm)

	Lost	Noise
FBP	14.0 ± 2.1	190.0 ± 55.1
AIDR 3D L1	13.9 ± 2.1	174.1 ± 52.5
AIDR 3D L4	14.4 ± 1.9	112.6 ± 32.0
AiCE L1	13.4 ± 2.2	257.2 ± 58.8
AiCE L2	14.8 ± 2.1	98.6 ± 25.3
AiCE L3	19.4 ± 1.3	10.1 ± 6.5

表5 表4の各画像再構成法における信号欠損数とノイズの数の統計解析結果 (p 値)

	Noise	Lost	Noise	Lost	Noise	Lost
	FBP	AIDR 3D L1	AIDR 3D L4	AiCE L1	AiCE L2	AiCE L3
FBP		0.987	0.025	0.176	0.006	0.001
AIDR 3D L1	0.999		0.079	0.052	0.018	0.001
AIDR 3D L4	0.999	0.995		0.001	0.901	0.001
AiCE L1	0.987	0.995	0.893		0.001	0.001
AiCE L2	0.951	0.931	0.987	0.719		0.001
AiCE L3	0.002	0.002	0.002	0.002	0.002	

表中の 0.001 は $p<0.001$ の場合を含む
下線は $p<0.05$ を表す

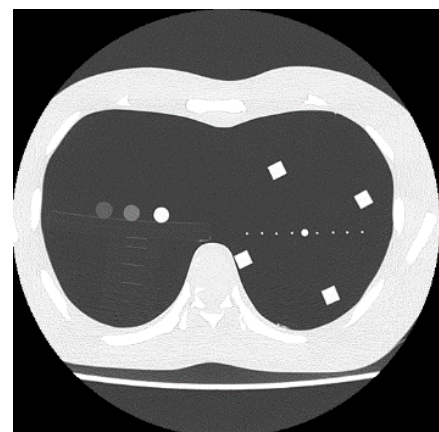


図4 再構成画像の例 (DFOV30cm)
画像再構成法は AIDR 3D L1

表 6 CNR 算出に使用した模擬腫瘍の
各画像再構成法での CT 値と SD (DFOV30cm)

	-800HU		-630HU		+100HU	
	CT値	SD	CT値	SD	CT値	SD
FBP	-810.0	9.2	-654.6	15.3	35.3	52.9
AIDR 3D L1	-810.8	7.6	-654.5	14.3	36.5	51.8
AIDR 3D L4	-812.9	5.3	-656.4	13.3	35.3	51.4
AiCE L1	-811.7	5.7	-654.5	13.7	34.1	51.2
AiCE L2	-812.3	4.4	-655.8	13.0	29.5	49.9
AiCE L3	-815.5	3.6	-659.1	12.5	25.9	49.5

表 7 無信号領域 (空気) の CT 値と SD (DFOV30cm)

	CT値	SD
FBP	-997.5	5.0
AIDR 3D L1	-997.5	4.0
AIDR 3D L4	-997.5	2.4
AiCE L1	-997.8	2.4
AiCE L2	-997.7	1.7
AiCE L3	-997.7	1.4

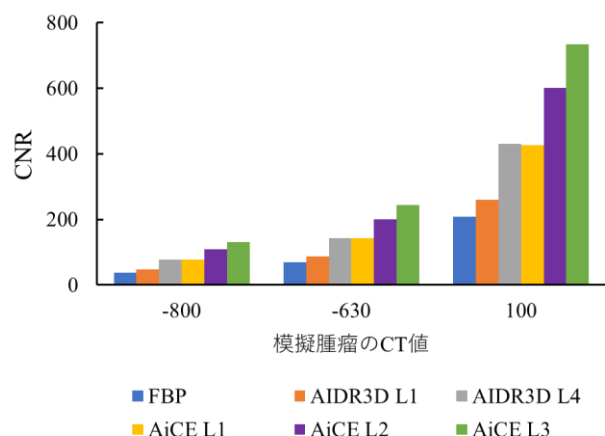


図 5 模擬腫瘍の各画像再構成法での CNR
(DFOV30cm)

2. 線量低減効果の検討

DFOV10cm での CNR を図 6 に示した。いずれも管電流増加に伴い CNR が増加した。AIDR 3D L1 と AiCE L1 が近く、やや AIDR 3D L1 の方が CNR は高い傾向にあった。なお、CNR 算出において、CT 値は平均値、SD は二乗和を使用枚数で除した値の平方根を使用した。図 6 の近似曲線 (2 次の近似式) から CNR が 50 となる各管電流を求めたところ、AIDR 3D L1 : 210mA, AiCE L1 : 245mA, AiCE L2 : 175mA, AiCE L3 : 90mA であった。これより AIDR 3D L1 に対して AiCE L1 では約 117%, AiCE L2 では約 83%, AiCE

L3 では約 37%の管電流で同等の CNR となった。管電流と線量は比例することから AIDR 3D L1 に対して AiCE L2 および AiCE L3 においては線量が少ない条件で CNR が同等であった。ここで、臨床には AIDR 3D L1 が主に使用され、かつ図 6 の AIDR 3D L1 と AIDR 3D L4 の CNR の曲線がほぼ重なったことから以降の AIDR 3D に関しては AIDR 3D L1 のみの評価とした。

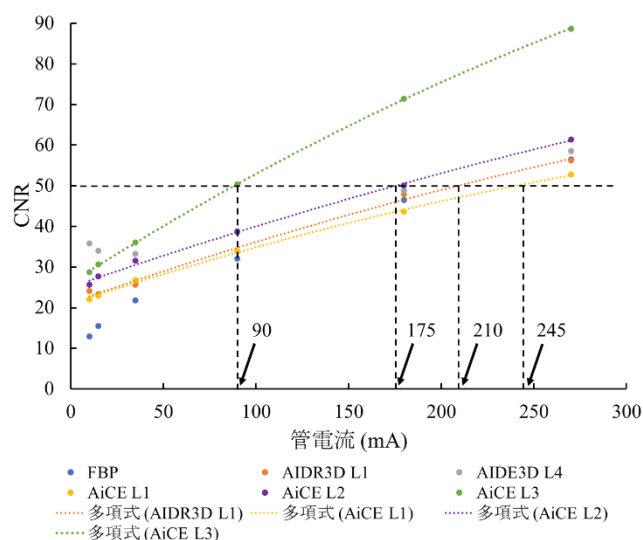


図 6 ラインファントムの中心支柱と空気の CNR
(DFOV10cm)

SNR 算出のための TTF を図 7 に示した。管電流の違いによる TTF の変化について AIDR 3D L1 では低管電流ほど TTF が低下した (図 7A)。AiCE L1, AiCE L2, AiCE L3 においてもそれぞれ低管電流ほど TTF は低下したが、比較的高周波数帯域では高値を示し、10%TTF は 1.5cycles/mm を超えるものが多かった (図 7B)。この TTF と NPS より算出した SNR の結果を空間周波数 0.3, 0.6, 0.9cycles/mm について図 8 に示した。各空間周波数において、管電流依存的に SNR は増加した。

まず 0.3cycles/mm において、AIDR 3D L1 の 270mA の SNR と同等になる AiCE の管電流を AIDR 3D L1 の SNR に近い AiCE の 2 点 (例えば AiCE L1 では 180mA と 270mA の SNR) から直線補間により求めたところ、AiCE L1 : 370mA (270mA に対して 137%相当), AiCE L2 : 288mA (107%), AiCE L3 : 209mA (73%) となり、AiCE L3 のみが 270mA より低くなった。同様に、AIDR 3D L1 の 180mA に対しては、AiCE L1 : 202mA (112%), AiCE L2 : 203mA (113%), AiCE L3 : 142mA (79%) となり、この場合も AiCE L3 のみが 180mA より低くなった。さらに、AIDR 3D L1 の 90mA に対しては、AiCE L1 : 111mA (123%), AiCE L2 : 97mA (108%), AiCE L3 : 67mA (74%) となり、この場合も AiCE L3 のみが 90mA より低くなった。

0.6cycles/mm においても SNR が同等なる管電流の大小関

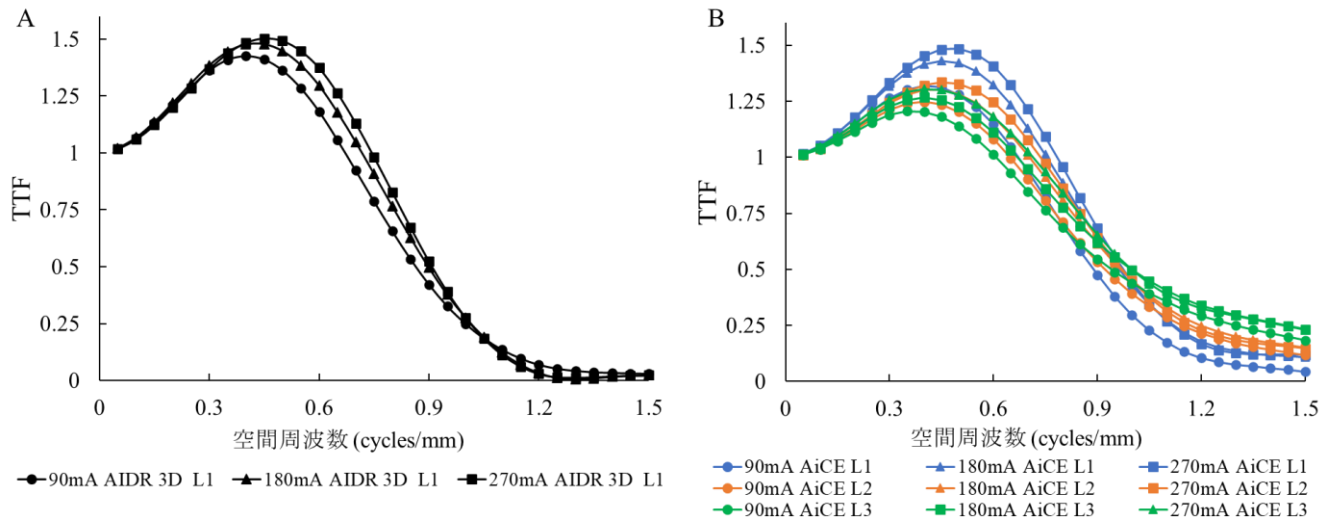


図 7 管電流の違いによる TTF の変化
A: ADR 3D L1, B: AiCE L1, AiCE L2, C: AiCE L3

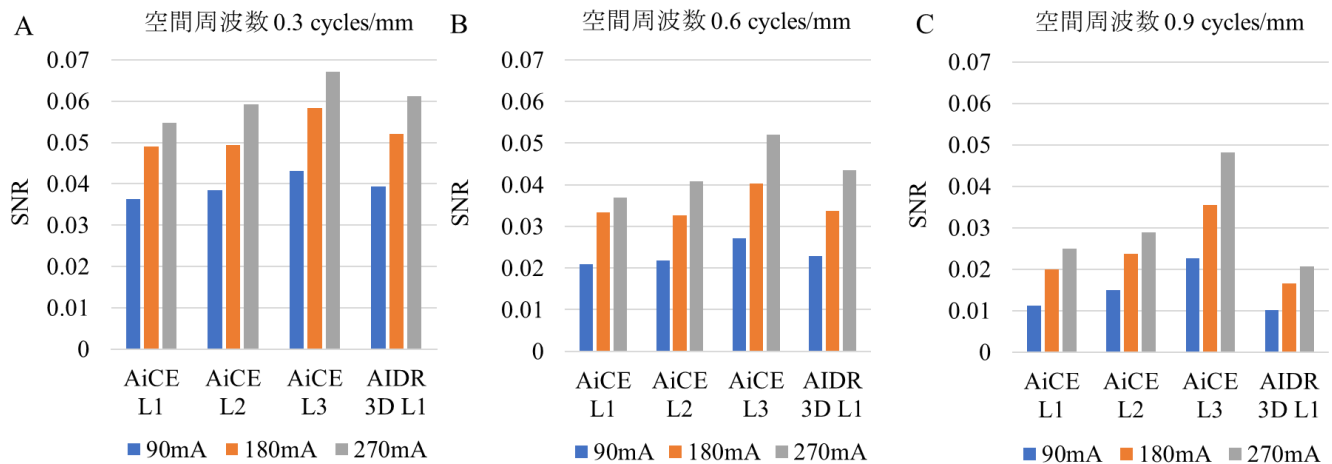


図 8 管電流の違いによる SNR の変化
A: 0.3 cycles/mm, B: 0.6 cycles/mm, C: 0.9 cycles/mm

係は 0.3cycles/mm の結果と同様であり、AiCE L3 のみが ADR 3D L1 よりも管電流が低くなった。ADR 3D L1 の 270mA の SNR では AiCE L1 : 434mA (161%), AiCE L2 : 299mA (111%) AiCE L3 : 204mA (76%), 180mA の SNR では AiCE L1 : 184mA (102%), AiCE L2 : 191mA (106%) AiCE L3:136mA(76%), 90mA の SNR では AiCE L1:104mA (116%), AiCE L2 : 98mA (109%) AiCE L3 : 61mA (67%) であった。

0.9cycles/mm では ADR 3D L1 の SNR と同等になる AiCE の管電流は ADR 3D L1 より全て低くなった。まず、ADR 3D L1 の 270mA の SNR では、AiCE L1 : 192mA (71%), AiCE L2 : 128mA (47%), AiCE L3 : 75mA (28%) となった。次に、ADR 3D L1 の 180mA の SNR では、AiCE L1 : 144mA (80%), AiCE L2 : 106mA (59%), AiCE L3 : 48mA

(27%) となった。さらに、ADR 3D L1 の 90mA に対しては、AiCE L1 : 79mA (88%), AiCE L2 : 41mA (46%), AiCE L3 : 3.5mA (3.9%) となった。SNR では各空間周波数により結果が異なり、比較的高周波数帯域の 0.9cycles/mm では全ての AiCE が ADR 3D L1 より少ない線量で SNR が同等となった。

IV. 考察

1. 画像評価

DFOV10cm について、信号欠損数は AiCE L3 が有意に多く、ノイズの数は AiCE L3 が有意に少なかった(表 4, 5)。このことは、ノイズの減少に伴い信号も失われる可能性が示唆される。胸部単純 CT 検査においては、胸部異常陰影の性状や微小な結節影の明瞭な描出のため解像特性が重視

される⁸⁾ことから、この点については、AiCE L3は不向きであると考えられた。一方、他の画像再構成法の信号欠損数には有意差は無く、ノイズの数ではAiCE L2が臨床に使用されているAIDR 3D L1より有意に低いことが判明した。このことからAiCE L2が信号欠損数とノイズの数においてバランスが良いと考えられた。信号欠損数について、視覚的には2値化処理前の加算平均画像で0.1mm径ラインを確認することができるが、加算平均前の画像ではノイズとの差別化が難しい。同じ物質でも画像再構成法の違いや物体の大きさ、ノイズ（通常は管電流を増すことでノイズが減少する）等により再構成画像でのCT値は変化する¹⁹⁾ため、1.7mm径のラインでもCT値が-819HUから-822HUの範囲になったと考えられた。また、0.3mm径ライン以上の大きい物体は全て検出されており、信号欠損数は主に0.2mm径ラインの欠損を反映していると考えられた。

また、微小信号とくに0.1mm径ラインの信号欠損が多かった。この原因として、胸部ファントムの肺野領域にラインファントムを配置したことと、設定できるDFOVの最小値が10cmであることがあげられる。坂本らの研究では胸部ファントムを使用せずラインファントムのみのDFOV5cmでの再構成画像から0.1mm径ラインを効率よく検出していた¹²⁾。本研究では胸部ファントムの胸壁や縦郭による吸収、さらに微小信号に対してDFOVが10cmと比較的大きいため、0.1mm径ラインの検出を可能とする十分なCT値が得られなかったと考えられた。

DFOV30cmの模擬腫瘍のCT値の結果（表6）においても画像再構成法の違いによりCT値は異なり¹⁹⁾、+100HUの模擬腫瘍でのCT値の差が大きく、特にAiCE L2、AiCE L3においてCT値が低くなった。SDの結果（表7）においてはAiCE L2、AiCE L3が低く、ラインファントムのノイズの数の結果と一致した。表6、表7から算出されたCNRの結果（図5）では、模擬腫瘍の3種類のいずれにおいてもAIDR 3D L1よりAiCE L1、AiCE L2、AiCE L3のCNRが高く線量低減効果の可能性が示唆された。

2. 線量低減効果の検討

画像評価では管電流一定の条件下で解像力（信号欠損数の評価）、ノイズの数、CNRの評価を行った。しかし、AIDR 3DやAiCEは非線形な処理を用いているため、解像力にも非線形な挙動が見られる^{20,21)}。その結果、管電流の変化によるノイズの変化に加え解像特性も影響を受ける^{22,11)}。さらに、CNRには周波数特性が反映されていない²²⁾ことから、管電流変化によるCNRに加え、周波数特性を反映するTTF、SNRを評価しAIDR 3D L1に対するAiCEの線量低減効果を検討した。

CNRの結果（図6）よりAIDR 3D L1と比較してAiCE L1では線量低減効果を期待できず（約17%増）、AiCE L2では約17%、AiCE L3では約63%の線量低減効果が示唆された。

一方、TTFの結果（図7）よりAIDR 3D L1は線量依存的にTTFが変化した。0.6cycles/mm付近の変化が目立ち、高周波数帯域での変化はあまり見られなかった。線量が高いほどTTFが高くなる点は先行研究と同じ結果であった¹¹⁾。AiCEについても線量依存的にTTFは変化した。高周波数帯域が高値を示すなど、TTF変化の特徴が確認できた。AiCE L1、AiCE L2、AiCE L3の相違として、AiCE L1では低中周波数帯域でのTTFが比較的高値であり、AiCE L3では高周波数帯域でのTTFが比較的に高値を示す傾向にあった。ここで、ラインファントムの信号欠損数ではAiCE L3が有意に多かったことから、高周波数帯域のTTFが高値を示す結果と矛盾する。この原因として、0.1mm径ラインは5.0cycles/mm、0.2mm径ラインは2.5cycles/mmに相当し、TTFの最高空間周波数1.5cycles/mmを超えていることが原因であると考えられた。

SNRの結果（図8）について、TTFの変化を考慮し0.3、0.6、0.9cycles/mmの空間周波数毎の評価において、空間周波数帯によりAiCEの線量低減効果に違いがあることが判明した。

0.3cycles/mmにおいて、AIDR 3D L1に対してAiCE L3のみが平均約25%の線量低減効果を示した。

0.6cycles/mmにおいても、AIDR 3D L1に対してAiCE L3のみが平均約27%の線量低減効果を示した。

0.9cycles/mmにおいては、AIDR 3D L1に対して、AiCE L1は平均約23%の線量低減効果、AiCE L2は平均約49%の線量低減効果、AiCE L3は平均約80%の線量低減効果を示した。

キヤノンメディカルシステムズ社製CTにおける線量低減効果について、Tatsugamiらは、冠動脈CTAにおいてAiCEがAIDR 3Dより36%の線量低減が可能であるとし²³⁾、McLeavyらは、腹部撮影においてAiCEがAIDR 3Dの43%の線量で撮影できたとし²⁴⁾、Nagayamaらは小児のCTとファントム実験によるCTにおいてAiCEがAIDR 3Dより約50%の線量低減が可能である²⁵⁾と報告している。しかし、AiCEのパラメータ強度であるL1、L2、L3が不明であり、周波数特性についても議論されていない。本研究では、パラメータ強度と空間周波数特性を考慮し、肺野に適用される高周波数帯域に特徴的な肺野関数について、各パラメータ強度の特性を定量的に評価することができた。

本研究の限界として、得られた結果は本研究に使用したCTかつファントムについてのみ適応する点である。AIDR 3DやAiCEは非線形処理の評価であることから結果は対象とする物質に依存するため、本研究に使用したファントムでの結果であり臨床での線量低減効果とは必ずしも合致しない可能性があるという点が挙げられる。また、ラインファントムは長軸方向に変化のない物体であるため、長軸方向の影響は加味しておらず、評価をしていない。このほか、ラインファントムの中心と回転中心の距離が58mmであり、

回転中心からの距離が変化すれば結果が変わる可能性がある¹⁹⁾ことを考慮しなければならない。

V. 結語

従来から臨床で主に使用されている画像再構成法の AIDR 3D L1 と比較して、画像評価では AiCE L2 が信号欠損数に差はなく、ノイズの数が少ないことが示唆された。

CNR の評価では、AiCE L2 および AiCE L3 において線量低減効果が示唆された。SNR の評価では高周波数帯 (0.9 cycles/mm) において AiCE L1, AiCE L2, AiCE L3 の線量低減効果が示唆された。

一方で、AiCE L3 は信号欠損数が有意に多いことが示され、注意が必要であることが示唆された。

以上より、AIDR 3D L1 と比較して、AiCE L2 はノイズが少なく、信号欠損も同等で、かつ線量低減に寄与する可能性が示唆された。

利益相反 開示すべき利益相反はありません。

謝辞 本研究にあたって、ご協力くださった皆様に深く感謝申し上げます。また、本研究は JSPS 科研費 JP21K10366, JP24K13359 の助成を受けたものです。

参考文献

- 市川勝弘: 3. 臨床応用(1)ー CT の画像再構成と画質(FBP 法)ー. 日本放射線技術学会雑誌, 70(6): 595-601, 2014.
- 山崎暁夫, 永澤直樹: CT における逐次近似再構成法の基礎的検討と臨床応用. 日本放射線技術学会雑誌, 68(6): 768-774, 2014.
- キャノンメディカルシステムズ株式会社 News Press Releases. November 27, 2023.
<https://jp.medical.canon/News/PressRelease/Detail/143183-834> (2025.3.23).
- Martin JW, Peter BN: The evolution of image reconstruction for CT—from filtered back projection to artificial intelligence. *European Radiology*, 29: 2185–2195, 2019.
- 伊藤雄也: 次世代CT画像再構成DLRの技術解説. 医用画像情報学会雑誌, 40(2): 24-29, 2023.
- Zohaib S, Henry CW, Avishek C, et al.: Transparency of deep neural networks for medical image analysis: A review of interpretability methods. *Computers in Biology and Medicine*, 140: 1-18, 2022.
- 中川恵一, 青木幸昌, 赤沼篤夫, 他: 直線加速器の超高压 X 線を用いた CT 撮影装置 (超高压 CT) の開発. 日本放射線腫瘍学会誌, 3: 265-276, 1991.
- 藤原誠, 汐月剣志, 河野実月, 他: 胸腹部単純 CT 検査における deep learning reconstruction を用いた小焦点撮影の物理特性. 日本放射線技術学会雑誌, 79(12): 1344-1351, 2023.
- キャノンメディカルシステムズ株式会社. AiCE ディープラーニング再構成: 超高解像度 CT のパワーを日常的な画像診断に活用.
https://global.medical.canon/publication/ct/2019WP_AiCE_Deep_Learning# (2025.6.7).
- Ichikawa K.: CTmeasure. Japanese society of CT technology, Kasumi Minami ku, Hiroshima, JPN.
<https://www.jsct-tech.org/members/software/members.html> (2024.4.1).
- 日本放射線技術学会編: X 線 CT 撮影における標準化～GALACTIC～ (改訂 2 版). 放射線医療技術学叢書 (27) 日本放射線技術学会出版委員会, 26-163, 2015.
- 坂本颯, 工藤幸清, 阿保淳, 他: CT の肺野イメージにおける深層学習を用いた再構成法の有用性に関する基礎的検討: ファントム実験. 保健科学研究, 13(2): 1-9, 2022.
- Urikura A, Hara T: Objective assessment of low-contrast computed tomography images with iterative reconstruction. *Physica Medica*, 32: 992-998, 2016.
- 市川勝弘, 村松禎久: 標準 X 線 CT 画像計測(改訂 2 版). オーム社, 26-134, 2020.
- 滝代航也: 新たな逐次近似画像再構成法の物理的評価. 東北支部雑誌, 26: 2017.
- JSCT Technical Guidelines 2021: IV. Image Evaluation Related. Japanese Society of CT Technology (JSCT), November 2021: 83, 2021.
- 無料統計ソフト EZR のホームページ.
<https://www.jichi.ac.jp/usr/hema/EZR/statmed.html> (2025.6.7).
- 対馬栄輝: R コマンドで簡単! 医療系データ解析. 東京図書株式会社, 168, 2021.
- 和田真一, 大久保真樹, 成田啓廣, 他: CT 画像 3D-PSF の胸部 CT-CAD の QA への応用 (2) CT 画像 3D-PSF 応用と PSF 測定精度検証. *JPN. J. Med. Phys*, 39(2): 42-49, 2019.
- Richard S, Husarik DB, Yadava G, et al: Towards task-based assessment of CT performance: systemand object MTF across different reconstruction algorithms. *Med Phys*, 39(7): 4115-4122, 2012.
- 森一生: 近年の X 線 CT 画像の非線形的特性と画質の物理評価について. 東北大医保健学科紀要, 22(1): 7-24, 2013.
- 三浦洋平, 市川勝弘, 原考則, 他: 低線量胸部 CT 画像における低コントラスト分解能の評価. 日本放射線技術学会雑誌, 67(8): 873-879, 2011.
- Tatsugami F, Higaki T, Nakamura Y, et al.: Deep learning-based image restoration algorithm for coronary CT angiography. *Eur Radiol*, 29(10): 5322-5329, 2019.
- McLeavy CM, Chunara MH, Gravell RJ, et al.: The future of CT: deep learning reconstruction. *Clin Radiol*, 76(6): 407-415, 2021.
- Nagayama Y, Goto M, Sakabe D, et al.: Radiation dose reduction for 80-kVp pediatric CT using deep learning-based reconstruction. A Clinical and Phantom Study. *AJR Am J Roentgenol*, 219(2): 315-324, 2022.

【Original article】

Comparison of iterative and deep-learning CT image reconstruction methods for lung fields: A phantom study

RYUNOSUKE SHIBAGAKI^{*1} KOHSEI KUDO^{*2} MINORU OSANAI^{*2}
MEGUMI TSUSHIMA^{*2} YUSUKE MINAMIJIMA^{*1}
RYO SASAKI^{*3} TOMOYUKI NARITA^{*3} TAKESHI MORITA^{*3}

Received March 28, 2025 ; Accepted July 17, 2025

Abstract: Image reconstruction methods using deep learning have been installed in computed tomography (CT) devices. Canon's Aquilion ONE CT is equipped with the Advanced intelligent Clear-IQ Engine (AiCE, L1-L3), an image reconstruction method using deep learning, in addition to Adaptive Iterative Dose Reduction 3D (AIDR 3D, L1-L4), a conventionally used iterative reconstruction method. In this study, we compared images of AIDR 3D and AiCE using a phantom representing a lung field, and examined the utility of AiCE. We measured the number of signals lost and noise, contrast-to-noise ratio (CNR), and signal-to-noise ratio (SNR) using various reconstructed images taken with a homemade line phantom. Evaluation indicated no difference in the number of signals lost and less noise with AiCE L2 compared to AIDR 3D L1. The CNR suggested a dose reduction effect of approximately 17% and 63% for AiCE L2 and AiCE L3 compared to AIDR 3D L1. The SNR suggested dose reduction effects of approximately 23%, 49% and 80% for AiCE L1, AiCE L2 and AiCE L3, respectively, compared to AIDR 3D L1 in the high-frequency band (0.9 cycles/mm). These results suggested that AiCE L2 has less noise and the same signal loss compared to AIDR 3D L1, and is likely to contribute to dose reduction.

Keywords: Computed tomography (CT), Iterative reconstruction method, Deep learning reconstruction method

