

【原著】

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

坂本颯*¹ 工藤幸清*² 阿保淳*¹ 荒井僚太*¹ 千田真由香*¹ 野呂朝夢祐*³
小山内暢*² 對馬恵*² 柏崎碧*⁴ 森田竹史*⁴ 成田将崇*⁴

(2022年12月1日受付, 2023年2月21日受理)

要旨: Computed tomography (CT) 装置の画像再構成法に深層学習を用いた deep learning image reconstruction (DLIR) が搭載されるようになった。そこで、肺野用の画像再構成関数を持たない DLIR について、肺野における DLIR の有用性を検討するために、他の再構成法との比較を行った。ブロックエッジ法による modulation transfer function (MTF) ならびに radial frequency 法による noise power spectrum (NPS) の物理的評価を行った。また、ナイロン製のラインファントムを用いてノイズや信号欠損数を測定し、さらに contrast noise ratio (CNR), signal noise ratio (SNR) を算出した。CNR と SNR より本実験に使用したラインファントムにおいて、DLIR の線量低減の可能性を検討した。その結果 DLIR は、MTF, NPS ともに良好であり、ノイズと信号欠損数が少なかった。さらに、CNR と SNR より算出された DLIR の線量低減率は約 50%であり、DLIR の有用性が示唆された。

キーワード: 深層学習, 画像再構成, 画像評価, CT

I. はじめに

Computed tomography (CT) 装置の画像再構成には filtered back projection (FBP) や逐次近似を応用した iterative reconstruction (IR) が用いられてきたが、コンピュータ技術の進歩によって深層学習を用いた deep learning image reconstruction (DLIR) が開発、実装され臨床で用いられるようになった。FBP は大線量の場合スキャンされた物体を正確に複製、再構成することができる一方で、低線量では画質が低下し、ノイズやアーチファクト発生の問題がある^{1),2)}。IR はノイズ低減に優れ FBP より線量を低減できるが、画像のテクスチャーに不自然さが生じ、細部の高解像度を維持しようとするため全体として画像が劣化するなどの問題点が指摘されている^{1),3),4)}。DLIR では deep neural networks (DNN) を利用して、人間の介入を最小限に抑えて意思決定を行うという考え方に基づいて、複雑なモデルや膨大な数のパラメータを扱うことによってノイズと信号を区別する方法を学習し、解剖学的・病理学的構造に影響を与えることなく、ノイズを抑制することができる¹⁾。そこで本研究

では肺関数を持たない DLIR について肺野を想定し modulation transfer function (MTF), noise power spectrum (NPS) の物理的評価を行った。また、自作のナイロン製ラインファントムを用いてノイズや信号欠損数による画像評価を行い、さらに、contrast noise ratio (CNR), signal noise ratio (SNR) による線量低減効果を算出し、DLIR の有用性を検討した。ラインファントムはナイロン製のラインとラインを配置するためのアクリル板を使用し作製した。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 76HU⁵⁾が目安となる。このナイロン製のラインと空気との高コントラスト物質について評価を行った。

II. 方法

1. 使用機器・画像再構成法

CT 装置は Revolution CT (GE Healthcare, Revolution CT TrueFidelity Edition with GSI Xtream, Chicago, USA.) を使用した。MTF 測定にはエッジファントム (京都科学, CT 用 ERF 取得ファントム HIT 型 PH-55 41920-000, Kyoto, Japan.), NPS 測定には水ファントム (Revolution CT に付属の水ファントム) を使用した。画像評価には自作のラインファントムを使用し、作製したファントム断面ならびに使用した再構成視野 (display field of view: DFOV) を図 1 に示す。Scan field of view (SFOV) は全ての実験項目において 50cm とした。ラインはナイロン製の長さ 18cm, 直径 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.8, 0.9, 1.1, 1.7mm の 10 種類を 3 本ずつアクリル板に配置した。このとき各直径の 3 本のラインを中心から 1.5cm, 3cm, 5cm の位置でかつ放射状になるように配置した。ナイロン製のライン密度は 1.12-1.15g/cm³

*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 弘前大学大学院保健学研究科博士前期課程
Hirosaki University Graduate School of Health Science (Master Course)
〒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

*4 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

である。厚さ5mmの亚克力板で横15cm、縦15cm、奥行き18cmの四角の枠を作製し、奥行き方向の左右を亚克力板とし、上下には亚克力板を配置しなかった。撮影時はラインファントムの奥行き方向が長軸方向になるように設置し、ラインと亚克力板以外は空気である。

画像評価に際し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>) を使用した。また、DLIRの有用性を評価するための画像再構成法の種類を表1に示す。表1のASiR-VはFBPと逐次近似法のハイブリット法(逐次近似応用再構成法)でありGE Healthcare特有の名称である。

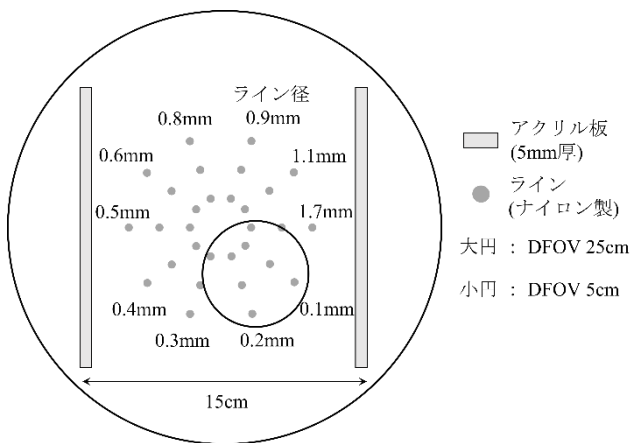


図1 ラインファントムの断面図

表1 比較対象とした画像再構成法

画像再構成法	標準型関数 (標準関数)	肺野用関数 (肺関数)	肺野用フィルタ (肺フィルタ)
FBP	FBP	Lung_FBP	FBP_Lu
Deep Learning (High, Medium, Low)	DLIR_High	-	DLIR_High_Lu
	DLIR_Medi	-	DLIR_Medi_Lu
	DLIR_Low	-	DLIR_Low_Lu
ASiR-V (50%, 100%)	ASiR-V50	Lung_ASiR-V50	ASiR-V50_Lu
	ASiR-V100	Lung_ASiR-V100	ASiR-V100_Lu

2. 実験方法

1) MTF

MTFはブロックエッジ法により日本CT技術学会が会員に提供するCT measure Ver. 0.97f⁶⁾ (CT measure) を用いて算出した。CT装置にMTF測定用エッジファントムを装着し、表2に示すスキャンおよび再構成条件にてアキシャル画像を取得した。ブロックエッジ法では大視野再構成画像からでもエリアシングの影響を受けずに精度よくMTFを測定することができるのが利点である⁷⁾。また、CT値のstandard deviation (SD) は日本放射線技術学会が推奨する肺のSD (SDが10-12HU程度)⁸⁾を参考にSD=10になるように管電流を120mA(固定)とした。MTF算出の仕方については日本CT技術学会が推奨する方法⁷⁾に従った。

スキャン回数は8回とし、同じスライス位置8枚の加算平均画像を用いた。このスライス位置については3か所設定しMTFを算出、結果は3スライス分の平均値とした。

表2 MTFの測定条件

パラメータ	値または種類
管電圧, 管電流	120kV, 120mA
スキャン方式	ヘリカルスキャン
ファントム	エッジファントム (500HU)
検出器配列	0.625mm×256列
再構成関数	標準型関数, 肺野用関数 (FBP, ASiR-V)
画像再構成法	FBP, ASiR-V (50%, 100%), Deep Learning (High, Medi, Low)
マトリクスサイズ	512×512
SFOV	50cm
DFOV	5cm, 25cm
ビームコリメーション	39.88mm
管球回転時間	0.5s
ピッチファクタ	0.984
スライス厚	5mm

2) NPS

NPSはradial frequency法によりCT measureを用いて算出した。CT装置に水ファントムを装着し、DFOVを25cmとし、水ファントムならびにDFOV以外は表2のMTF測定時のスキャン、再構成条件と同様にアキシャル画像を取得した。radial frequency法はCT画像の特性に合わせて、2次元フーリエ変換を用いるため、特定の方向のNPSを求めるものではなく、周波数データを周波数間隔ごとに全周方向に加算平均することでNPSを算出する⁷⁾。詳細は日本CT技術学会が推奨する方法⁷⁾に従った。スキャン回数は8回とし、スキャン1回で得られた長軸方向の中間のスライス面にあたる画像に対し、画像中央に256×256ピクセルの矩形関心領域 (ROI: region of interest) を設け、この範囲のNPSを算出し、結果はスキャン8回分の平均値とした。

3) 画像解析・評価

ラインファントムを用いて画像解析・評価した。CT装置にラインファントムを装着し、スキャン方式はノンヘリカルとし、本来の再構成が十分に再現できるかを評価したため、大線量となる管電流380mAとし、スライス厚は0.625mmとした。その他のスキャン、再構成条件は表2のMTF測定時と同様に行った。スキャン回数は300回とした。

解析、評価に使用した画像はスキャン300回の同じスライス位置の画像300枚である。ImageJを用いて300枚の加算平均画像を作成し、DFOV25cmでは加算平均画像と1枚画像を比較した。DFOV5cmではすべての画像について2値化処理を行い、再構成法の違いを解析した。2値化の際のしきい値は加算平均画像のライン径0.1mmのCT値を用いた。比較のためライン径1.7mmのCT値も測定した。2

値化処理した加算平均前の 300 枚の画像に対し、信号欠損数、ノイズ個数（誤検出数）を算出し、1 画像当たりの信号欠損数とノイズの個数を算出した。また、無信号領域の SD 値を算出した。

4) CNR, SNR

ラインファントムを用いて CNR, SNR を測定した。表 3 にスキャンおよび再構成条件を示す。現在臨床で主に用いられている逐次近似応用再構成法 Lung_ASiR-V50 と DLIR_High の CNR および SNR を算出し、線量低減効果を検討した。CNR, SNR は以下の式で算出した^{7),9-12)}。

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

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

ROI(M) : Signal の ROI 内の平均 CT 値

ROI(B) : Non-Signal の ROI 内の平均 CT 値

SD(B) : Non-Signal の SD 値

C : 機器による定数

MTF(f) : ラインファントムによる MTF (1.7mm ライン) を用いてワイヤー法により算出)

NPS(f) : ラインファントムによる NPS (無信号領域を利用した radial frequency 法により算出)

CNR については、管電流との関係を明らかにするため、算出結果を Microsoft excel において多項式近似 (2 次) を行った。

表 3 CNR, SNR の測定条件

パラメータ	値または種類
管電圧	120kV
管電流	10, 15, 35, 90, 180, 360mA
スキャン方式	ヘリカルスキャン
ファントム	ラインファントム
再構成関数	標準型関数, 肺野用関数 (ASiR-V)
画像再構成法	Deep Learning (High), ASiR-V (50%)
DFOV	5cm
ビームコリメーション	80mm
管球回転時間	0.5s
ピッチファクタ	1
スライス厚	0.625mm

III. 結果

1. MTF

図 2 に MTF の結果を示す。DFOV25cm において FBP, ASiR-V, DLIR の標準関数では DLIR とその他に大別され、DLIR の MTF が高値を示した。また、関数・フィルタ処理では DLIR_Lu 群, Lung 関数群, ASiR-V, FBP_Lu 群に大別され、低周波数領域で最も MTF が高値を示したのが

Lung 関数群で、次いで、DLIR_Lu 群、次いで、ASiR, FBP_Lu 群であった。

DFOV5cm では Lung 関数を用いたものが低周波数領域で MTF が高値を示したが、そのほかでは低周波数領域での MTF の高値はみられず、それぞれで大きな差はなかった。

2. NPS

図 3 に NPS の結果を示す。標準関数では ASiR-V100 が最も低い値を示し、FBP が最も高い値であった。DLIR は DLIR_High で低い値となった。肺関数・肺フィルタ処理では ASiR-V100_Lu が最も低い値を示し、FBP_Lu が最も高い値を示した。DLIR は DLIR_High_Lu で低い値となった。

3. 画像解析・評価

図 4 に DFOV25cm のラインファントム画像を示す。各画像は、ラインの視認性を重視したウインドウレベルとウインドウ幅に設定した表示である。そのため、空気の領域にもアクリル板による影響が確認でき、アクリル板の FOV 辺縁付近に見える 2 本の白線は空気の領域である。またアクリル板の厚さも実際 (5mm) よりも厚く表示されている。

加算平均前画像において、0.1mm 径のラインは DLIR_High でのみ描出され、そのほかの再構成法では確認できなかった。しかし、DLIR_High であっても微小で淡い信号であった。加算平均画像ではすべての再構成法で 0.1mm 径の信号が描出されていた。

DFOV5cm について、300 枚の加算平均画像から算出した 0.1mm 径と 1.7mm 径の信号値 (CT 値) の結果を表 4 に示す。ライン径 0.1mm の CT 値は -991 から -975 の範囲となり、空気の CT 値 (-1000) に近い微小信号であった。ライン径 1.7mm の CT 値は標準関数で -148 から -130、肺関数で 1184 から 1203、肺フィルタで -105 から -96 であった。

0.1mm 径の CT 値をしきい値とし、2 値化反転処理した画像の結果を図 5 に示す。視野内には信号として 1.7mm 径が 1 つと 1 部分で計 2 つ、0.3mm 径が 1 つ、0.2mm および 0.1mm 径がそれぞれ 3 つの合計 9 つの信号が存在する。図 5 の加算平均画像では DLIR_High が信号を正しく描出し、かつノイズの描出もなかった。しかし、ASiR-V100 では信号が 2 つ欠損していた。信号欠損のないものは標準関数の DLIR_High, FBP, 肺フィルタの DLIR_Medi_Lu, DLIR_Low_Lu, ASiR-V50_Lu であった。

さらに、加算平均前の画像 300 枚に対して行った信号欠損数とノイズの結果を表 5 に示す。1 画像当たりの信号欠損数とノイズの合計は DLIR_High が最も低く、次いで ASiR-V100 であった。しかし、ASiR-V100 は信号欠損数が最も高い値であった。この結果から線量低減の検討については DLIR_High と Lung_ASiR-V50 を比較することにした。

次に、無信号領域の SD 値の結果を図 6 に示す。それぞれの SD 値は、Lung_ASiR-V50 で 7.7, Lung_ASiR-V100 で

7.2, Lung_FBPで8.4, ASiR-V50で1.8, ASiR-V50_Luで2.0, ASiR-V100で1.5, ASiR-V100_Luで1.6, FBPで2.0, FBP_Luで2.4, DLIR_Highで1.2, DLIR_High_Luで1.3, DLIR_Lowで1.8, DLIR_Low_Luで2.0, DLIR_Mediで1.5, DLIR_Medi_Luで1.7であった。SD値は肺関数を用いたもので顕著に高く、肺フィルタを使用すると使用しない場合に比べて増加した。また、DLIRのSD値はDLIR_High < DLIR_Medi < DLIR_Lowという関係であった。ASiR-V100とDLIR_MediのSD値は同値となった。

4. CNR, SNR

図7にCNRの結果を示す。管電流増加に伴いCNR値は高くなった。また、DLIR_Highの方がLung_ASiR-V50より高いCNR値を示した。算出した結果よりxを管電流

(mA), yをCNR値とした近似式は以下ようになった。

$$(DLIR_High) \quad y = -0.0027x^2 + 2.0749x + 99.905$$

$$(Lung_ASiR-V50) \quad y = -0.0016x^2 + 1.0209x + 39.088$$

この式より、例としてCNR値が150と200になる管電流を算出した。CNR値が150の場合、Lung_ASiR-V50では139mA, DLIR_Highでは25mA (Lung_ASiR-V50の18%に相当)となった。CNR値が200の場合、Lung_ASiR-V50では284mA, DLIR_Highでは52mA (Lung_ASiR-V50の18%に相当)となった。

次にSNRの結果を図8に示す。管電流低下に伴いSNR値は低下し、360mAのLung_ASiR-V50はDLIR_Highの270mAと90mA (Lung_ASiR-V50の75%~25%に相当)の間にあり、DLIR_Highの180mA (Lung_ASiR-V50の50%に相当)と同等もしくはそれよりも低くなった。

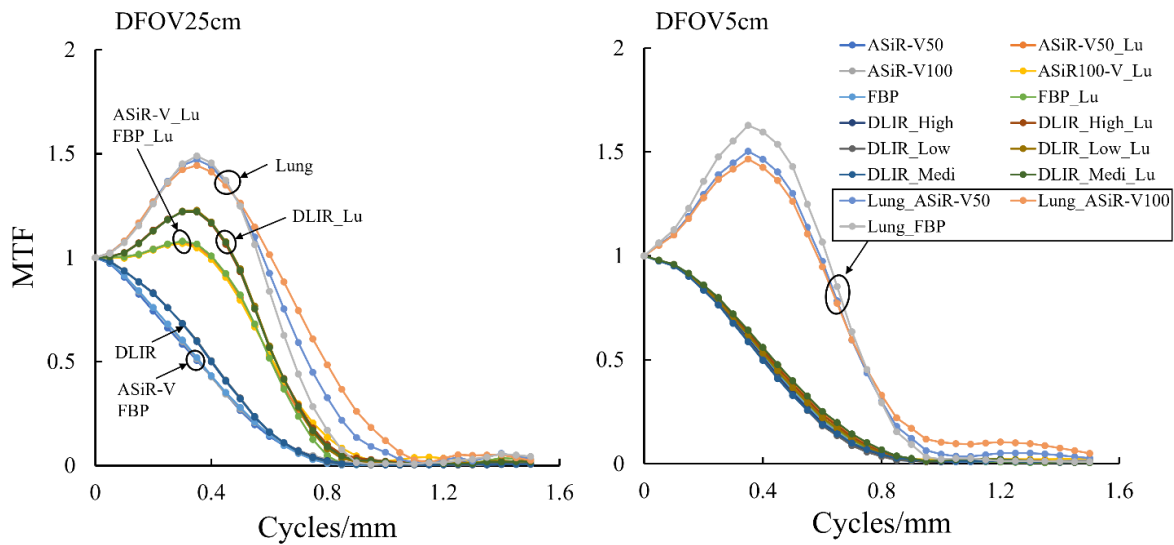


図2 各再構成法の違いによるMTF
(左) DFOV25cm, (右) DFOV5cm

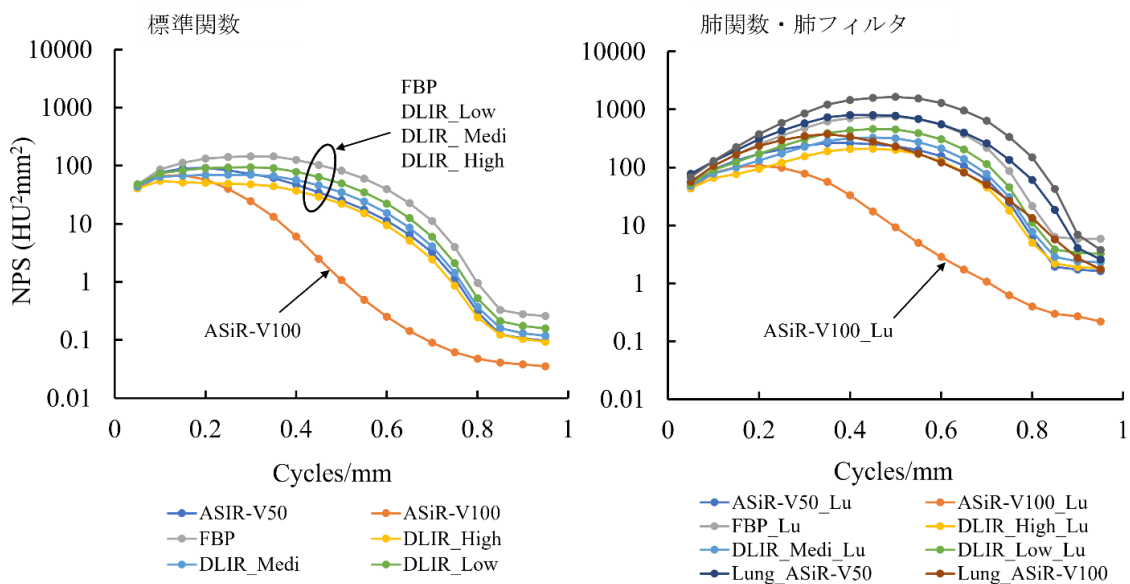


図3 各再構成法の違いによるNPS
(左) 標準関数, (右) 肺関数・肺フィルタ

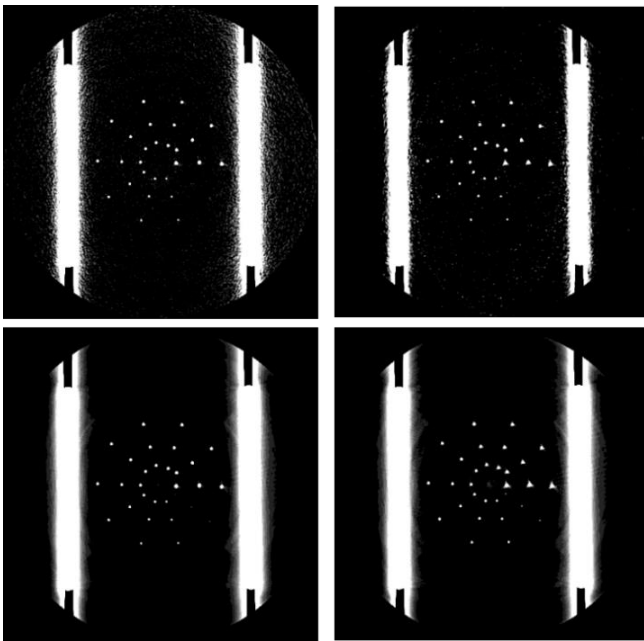


図 4 DFOV25cm のラインファントム画像
 (左上) DLIR_High, (右上) ASiR-V100; 加算平均前画像
 (左下) DLIR_High, (右下) ASiR-V100; 加算平均画像

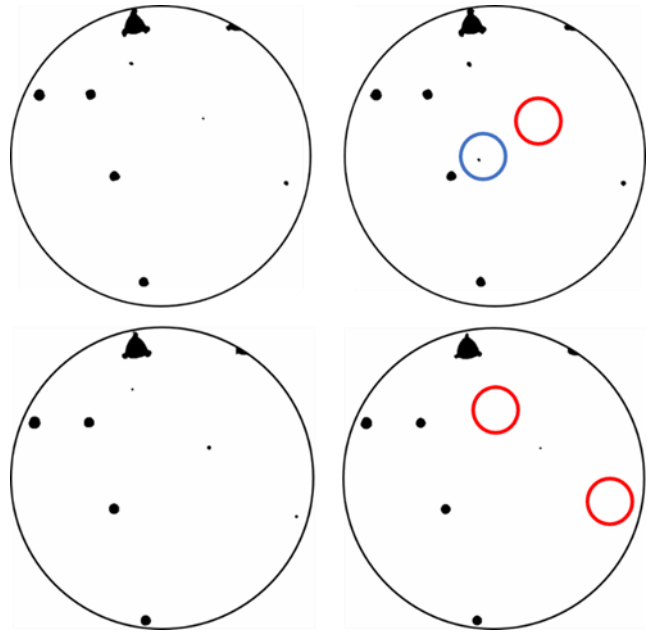


図 5 DFOV5cm のラインファントム画像(2 値化反転)
 (左上) DLIR_High, (右上) ASiR-V100; 加算平均前画像
 (左下) DLIR_High, (右下) ASiR-V100; 加算平均画像
 赤丸は欠損部, 青丸はノイズを示す

表 4 ラインファントム 0.1mm 径と 1.7mm 径の CT 値 (DFOV5cm)

画像再構成 標準関数	CT値		画像再構成 肺関数	CT値		画像再構成 肺フィルタ	CT値	
	ライン径 0.1mm	ライン径 1.7mm		ライン径 0.1mm	ライン径 1.7mm		ライン径 0.1mm	ライン径 1.7mm
ASiR-V50	-992	-136	Lung_ASiR-V50	-976	1184	ASiR-V50_Lu	-992	-104
ASiR-V100	-992	-137	Lung_ASiR-V100	-976	1200	ASiR-V100_Lu	-992	-105
FBP	-992	-148	Lung_FBP	-975	1203	FBP_Lu	-991	-102
DLIR_High	-993	-130				DLIR_High_Lu	-992	-98
DLIR_Medi	-992	-136				DLIR_Medi_Lu	-992	-97
DLIR_Low	-992	-130				DLIR_Low_Lu	-992	-96

表 5 2 値化画像における信号欠損数, 信号検出数, ノイズの数 (DFOV5cm)

	Lost	Signal+Noise	Count_Signal	Noise	Lost/picture	Noise/picture	SUM
DLIR_High	175	2817	2525	292	0.58	0.97	1.56
ASiR-V100	387	2639	2313	326	1.29	1.09	2.38
DLIR_Medi	335	2809	2365	444	1.12	1.48	2.60
DLIR_Low	253	3515	2447	1068	0.84	3.56	4.40
ASiR-V50	280	3508	2420	1088	0.93	3.63	4.56
ASiR-V100_Lu	286	3999	2414	1585	0.95	5.28	6.24
DLIR_High_Lu	213	4815	2487	2328	0.71	7.76	8.47
FBP	222	6375	2469	3906	0.74	13.06	13.81
DLIR_Medi_Lu	140	7017	2560	4457	0.47	14.86	15.32
Lung_ASiR-V100	266	7794	2434	5360	0.89	17.87	18.75
ASiR-V50_Lu	129	8895	2562	6333	0.43	21.18	21.61
Lung_ASiR-V50	199	10155	2483	7672	0.67	25.66	26.32
DLIR_Low_Lu	100	13515	2600	10915	0.33	36.38	36.72

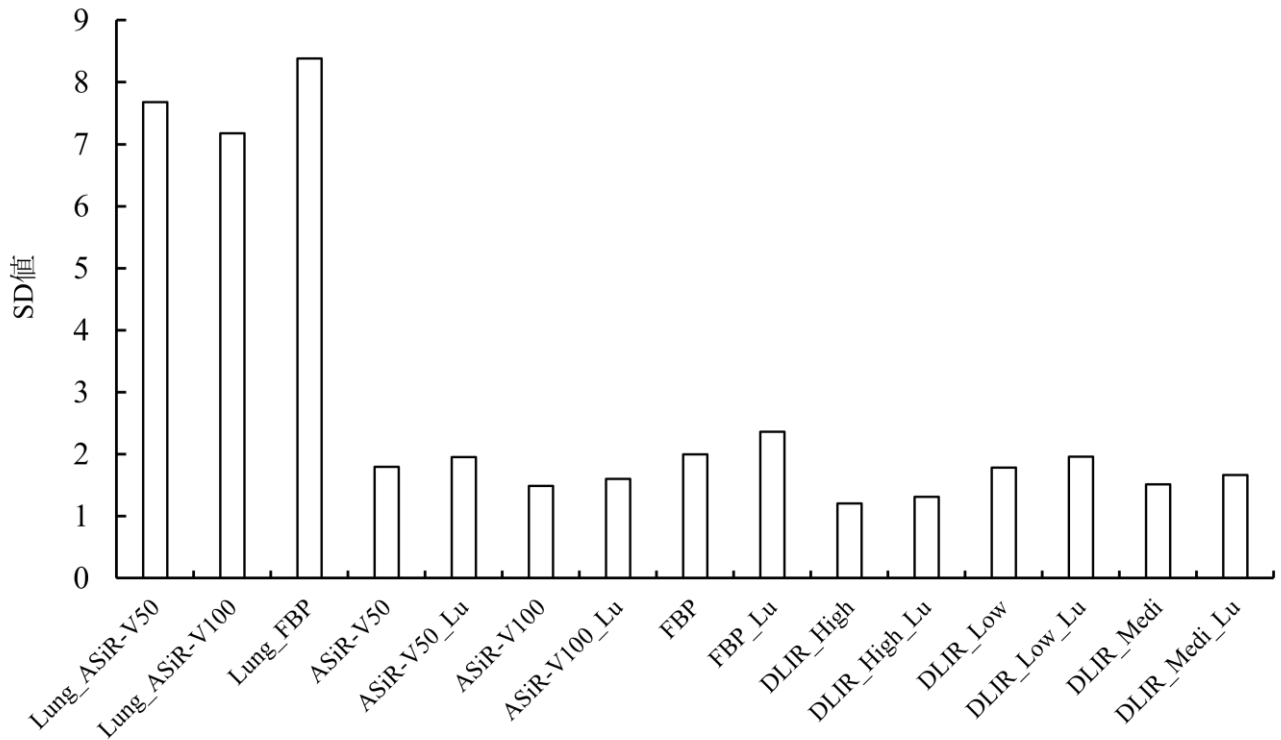


図 6 ラインファントムの無信号領域における SD 値 (DFOV5cm)

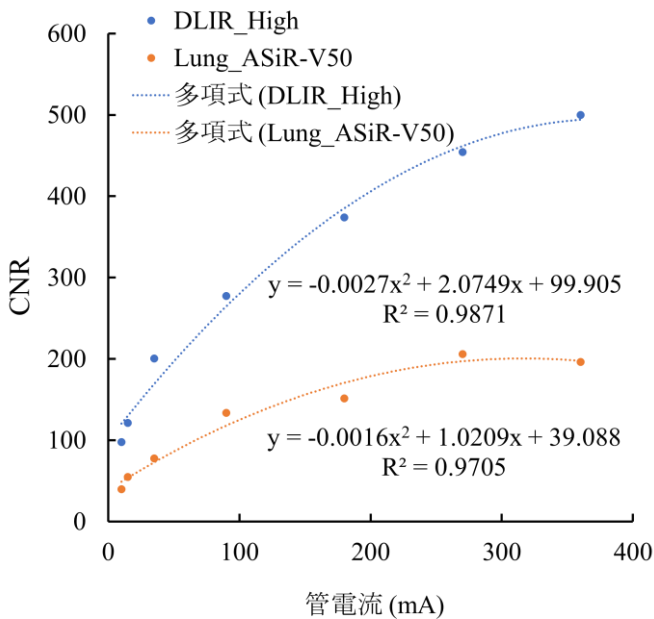


図 7 ラインファントムの CNR 値と多項式近似曲線 (DFOV5cm)

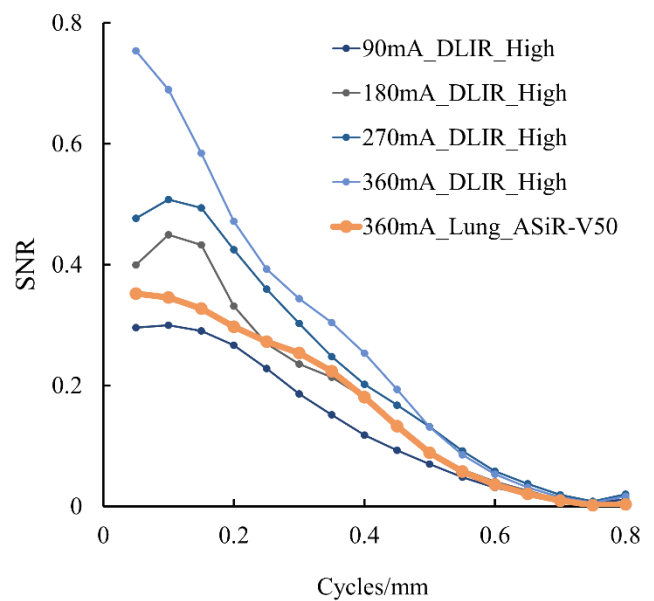


図 8 ラインファントムの SNR (DFOV5cm)

IV. 考察

本研究では DLIR について MTF, NPS の物理的評価を行い, MTF では標準関数で他の再構成法より高値を示し, NPS では ASiR-V100 に次いで低値を示した(図 2, 図 3)。さらにラインファントムを用いて信号欠損数やノイズによる画像評価を行った結果, 信号欠損数とノイズの合計数は

DLIR_High が最も少なかった(表 5)。また, CNR では例にとった CNR 値 150, 200 とともに DLIR_High の管電流は Lung_ASiR-V50 の 18% となったことから, DLIR_High は Lung_ASiR-V50 に比べ 82% の線量を低減した場合に相当する結果となった(図 7 の近似式より)。SNR では Lung_ASiR-V50 の 360mA が DLIR_High の 180mA と同等であったため, DLIR_High は Lung_ASiR-V50 に比べ約 50%

の線量を低減した場合に相当する結果となった(図 8)。CNR と SNR の両方を加味し、本研究に使用したラインファントムにおいて、DLIR_High は Lung_ASiR-V50 に比べ約 50%の線量低減が可能であると示唆された。

MTF について、肺関数を用いた場合 DFOV を小さくすると MTF が向上したが、肺フィルタを用いた場合は MTF が低下した。一般には DFOV を大きくすると、MTF は低下する^{7,13)}。また、肺フィルタなどの非線形フィルタはエッジ成分のない(または弱い)低コントラスト物体に対してはスムージング処理が適応されており、空間分解能が犠牲となるため MTF は低下する¹⁴⁾。本研究において、肺関数は再構成前に作用するのに対し、肺フィルタは再構成後に作用するため、肺関数は高周波強調における MTF の上昇がみられるが、肺フィルタではすでに低周波にスケールアップされている 2 次元データに処理を施しているため高周波強調の程度が小さいと考えられた。したがって肺関数を持たない DLIR に拡大再構成を行う際は高周波強調を期待できないことに注意しなければならない。

NPS については ASiR-V100 が他の再構成法に比べて低値を示した。しかし、ASiR-V100 での再構成法では画像の見え方に不自然さやテクスチャー等の違和感が報告されている^{4,7)}。また、物理的評価と視覚的評価は必ずしも一致しないが、NPS の良さが返って不自然さを与えている可能性が考えられた。その他の再構成法では比較的形状が保たれているため、不自然さは感じにくいと考えられた。ASiR-V100 以外では、DLIR_High が優れた NPS を示しノイズ特性が良いことがわかった。

画像解析・評価について、まず、DFOV25cm について、加算平均前の 1 枚での画像では DLIR_High のみがかろうじて全ての信号を確認できたが、他の再構成法では確認できない箇所があった(図 5)。これは DFOV に対して 0.1mm という非常に小さな構造を確認することができる限界であると考えた。MTF 上では、0.1mm 径の信号は 5cycles/mm に相当し、本研究の MTF 値でも非常に小さい値である。しかし、300 枚の加算平均画像ではすべての画像で 0.1mm 径が確認できた。このことから、加算平均前の 1 枚の画像においては信号とノイズの分別が困難であり、加算平均操作によってノイズが相対的に低くなったことにより信号が確認できるようになったと考えられた。

次に、DFOV5cm について、加算平均画像において DLIR_High ではすべての信号を描出できていたが、ASiR-V100 では信号が 2 つ欠損していた。さらに、信号数の結果(表 5)でも、DLIR_High は ASiR-V50 群と比較して、ノイズや信号欠損が少ないことがわかり、ASiR-V100 では信号欠損が増加する可能性が示唆された。ライン径 0.1mm の CT 値は全ての再構成法において-991 から-975 の範囲であり(表 4)、空気の CT 値(-1000)に近い微小信号であることから、信号とノイズの区別が難しい状態と

考えられた。また、SD 値について DLIR<ASiR-V<FBP の関係となり、かつフィルタや関数で処理を行うと値が上昇した。Watanabe らは FBP, IR, Deep learning の SD 値について FBP が最も高く、次いで IR, Deep learning の順に低くなることを報告¹⁵⁾しており、本研究と同じ傾向であった。

CNR と SNR の結果より、本研究に用いたラインファントムにおいて、DLIR_High は Lung_ASiR-V50 に比べ約 50%の線量低減が可能であることが示唆された。Zsolt らの報告¹⁶⁾によると、線量は管電流に比例し、同じノイズレベルの画像であればノイズ除去を行わなかった場合に比べて線量を低下させることができるとしており、本研究でも CNR や SNR の値を指標として値が同じになる管電流を比較することで線量低減の可能性を示した。しかし CNR と SNR の結果から推定された線量低減効果には 30%の差があった。この理由として、CNR は低コントラスト物体の評価^{6,9)}に適するが、本研究では空気とラインの高コントラストを対象に評価しているため、この違いが両者の線量低減効果の差に表れたと考えられた。

本研究の限界については、ラインファントムを用いた実験であり、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にある。使用したラインの最小径は 0.1mm であり、肺胞の直径約 0.2mm より小さいが、肺内の血管や気管支のような分岐構造の影響は反映されていない。また、ラインファントムは縦郭を模擬しておらず、かつ成人の胸部に比較して小型である。本研究の結果は縦郭による X 線の吸収や散乱線の影響がない状態、かつ長軸方向に変化のない状態のファントムである。このような条件下で DLIR_High の有用性が示され、基本的な差異を確認した。今後、臨床条件に近い状態での検証を行うことで、詳細な線量低減について明らかになると考えられた。

V. おわりに

DLIR_High は標準関数で優れた MTF, NPS を示し、信号とノイズを正確に区別でき、特に DLIR_Medi と DLIR_Low よりも優れていた。一方 ASiR-V100 で極端に低い NPS を示していたが、ノイズを信号と誤り、信号も欠損していた。また、肺関数や肺フィルタは強調処理を行うが、小さい DFOV における拡大再構成を行った場合、肺フィルタ処理の効果が失われる可能性が示唆された。本研究に使用したラインファントムにおいては、DLIR はノイズが少なく、解像度が良く、信号とノイズの区別の信頼性が高いため、Lung_ASiR-V50 に対して DLIR_High は約 50%線量低減が可能であり、深層学習による再構成法の有用性が示唆された。

利益相反 開示すべき利益相反はありません。

謝辞 本研究にあたり、ご協力くださった弘前大学医学部保健学科卒業生の菊地希様ならびに弘前大学医学部附属病院医療技術部放射線部門の皆様へ深く感謝いたします。また、本研究は JSPS 科研費 JP19K10705, JP21K10366, JP22K10435 の助成を受けたものです。

引用文献

- 1) Jiang H, Eugene L, et al.: A new era of image reconstruction: TrueFidelity™ Technical white paper on deep learning image reconstruction. GE Healthcare, 2019.
- 2) Martin JW, Peter BN: The evolution of image reconstruction for CT—from filtered back projection to artificial intelligence. *European Radiology*, 29: 2185–2195, 2019.
- 3) Jiahua F, Meghan Y, et al.: Benefits of ASiR-V Reconstruction for Reducing Patient Radiation Dose and Preserving Diagnostic Quality in CT Exams White Paper. GE Healthcare, 2014.
- 4) Geyer LL, Schoepf UJ, et al.: Iterative CT Reconstruction Techniques. *Radiology*, 276(2): 339-357, 2015.
- 5) 中川恵一, 青木幸昌, 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.
- 6) Ichikawa K.: CTmeasure. Japanese society of CT technology, Kasumi Minami-ku, Hiroshima, JPN. <http://www.jsct-tech.org/>, 2012-2014 (2021.4.1).
- 7) 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.
- 8) 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, 2015.
- 9) 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. <https://jsrt-tohoku.jp/cms/wp-content/uploads/2017/05/b8d6f60f77dc07d784d831fb8477e837.pdf> (2022.11.15)
- 10) 市川勝弘, 原孝則, 他: CT における信号雑音比による低コントラスト分解能の評価. *医用画像情報学会雑誌*, 24(3): 106-111, 2007.
- 11) Urikura A, Hara T: Objective assessment of low-contrast computed tomography images with iterative reconstruction. *Physica Medica*, 32: 992–998, 2016.
- 12) 三浦洋平, 市川勝弘, 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.
- 13) 澤田徹也: FOV の違いによる画質特性の物理評価. *鳥取赤十字医誌*, 26, 27-29, 2017.
- 14) 山口功, 市川勝弘, 他: CT 撮影技術学(改訂 3 版). オーム社, 58-74, 2017.
- 15) Watanabe S, Sakaguchi K, et al.: Pulmonary nodule volumetric accuracy of a deep learning-based reconstruction algorithm in low-dose computed tomography: A phantom study. *Physica Medica*, 104: 1-9, 2022.
- 16) Zsolt AB, Benedek JK: Comparison of CT noise reduction performances with deep learning-based conventional and combined denoising algorithms. *Medical Engineering and Physics*, 109: 1-15, 2022.

【Original article】

The usefulness of deep learning image reconstruction in pulmonary computed tomography : a phantom study

HAYATE SAKAMOTO^{*1} KOHSEI KUDO^{*2} JYUN ABO^{*1} RYOTA ARAI^{*1}
MAYUKA CHIDA^{*1} TOMUHIRO NORO^{*3} MINORU OSANAI^{*2}
MEGUMI TSUSHIMA^{*2} MIDORI KASHIWAZAKI^{*4} TAKESHI MORITA^{*4}
MASATAKA NARITA^{*4}

(Received December 1, 2022 ; Accepted February 21, 2023)

Abstract: Deep learning image reconstruction (DLIR), which uses deep learning, is now available as an image reconstruction method for computed tomography (CT) systems. In order to investigate the usefulness of DLIR in the lung field, we compared DLIR with other reconstruction methods, since DLIR does not have a dedicated image reconstruction function for the lung field. The modulation transfer function (MTF) using the block edge method and the noise power spectrum (NPS) using the radial frequency method were physically evaluated. A nylon line phantom was prepared to measure image noise and signal loss. The contrast noise ratio (CNR) and signal noise ratio (SNR) were calculated using the nylon line phantom. Based on the CNR and SNR, the possibility of dose reduction by DLIR was estimated for the nylon line phantom used in this experiment. The results showed that DLIR had good MTF and NPS, as well as low noise and signal loss. Furthermore, in the nylon line phantom study, the dose reduction rate of DLIR calculated from the CNR and SNR was about 50%, suggesting the usefulness of DLIR.

Keywords: Deep learning, Image reconstruction, Image evaluation, Computed tomography