

A Study on the Usefulness of Deep Learning Image Reconstruction with Radiation Dose Variation in MDCT

Ga-Hyun Kim¹, Ji-Soo Kim¹, Chan-Deul Kim¹, Joon-Pyo Lee², Joo-Wan Hong¹, Dong-Kyoon Han^{1,*}

¹Department of Radiological Science, College of Health Science, Eulji University

²Department of Diagnostic Radiology, Seoul Asan Hospital

Received: February 06, 2023. Revised: February 24, 2023. Accepted: February 28, 2023.

ABSTRACT

This study aims to evaluate the usefulness of Deep Learning Image Reconstruction (TrueFidelity, TF), the image quality of existing Filtered Back Projection (FBP) and Adaptive Statistical Iterative Reconstruction-Veo (ASIR-V) were compared. Noise, CNR, and SSIM were measured by obtaining images with doses fixed at 17.29 mGy and altered to 10.37 mGy, 12.10 mGy, 13.83 mGy, and 15.56 mGy in reconstruction techniques of FBP, ASIR-V 50%, and TF-H. TF-H has superior image quality compared to FBP and ASIR-V when the reconstruction technique change is given at 17.29 mGy. When dose changes were made, Noise, CNR, and SSIM were significantly different when comparing 10.37 mGy TF-H and FBP ($p < 0.05$), and no significant difference when comparing 10.37 mGy TF-H and ASIR-V 50% ($p > 0.05$). TF-H has a dose-reduction effect of 30%, as the highest dose of 15.56 mGy ASIR-V has the same image quality as the lowest dose of 10.37 mGy TF-H. Thus, Deep Learning Reconstruction techniques (TF) were able to reduce dose compared to Iterative Reconstruction techniques (ASIR-V) and Filtered Back Projection (FBP). Therefore, it is considered to reduce the exposure dose of patients.

Keywords: FBP, ASIR-V, TrueFidelity

I. INTRODUCTION

컴퓨터단층영상(Computed Tomography, CT)장치에서 우수한 영상을 획득하기 위해 선량을 증가시키게 되었고 이는 환자 피폭선량의 증가로 이어지게 되었다. 임상에서는 진단참조준위를 설정하여 환자피폭선량을 감소시키고자 많은 노력을 하고 있다. 하지만 선량을 감소시키면 환자 피폭선량은 감소하겠지만, 화질이 저하되어 진단적 가치를 잃게 된다. 특히, 영상 재구성 기법 중 필터보정역투영법(Filtered Back Projection, FBP)은 저 선량으로 영상을 획득하는 경우 노이즈(Noise)가 증가하여 화질이 저하되는 단점을 갖고 있다. 최근 들어 저 선량에서도 화질 저하를 최소화할 수 있는 재구성

기법들이 개발되어 사용되고 있다. 다중채널컴퓨터 단층영상장치(Multi Detector Computed Tomography, MDCT)의 반복적 재구성(Iterative Reconstruction, IR)은 화질 저하 없이 선량을 감소시킬 수 있는 방법으로 사용되고 있으며¹⁻³, 그 외에도 여러 CT 제조 회사에서 하이브리드 반복적 재구성(Hybrid Iterative Reconstruction, Hybrid IR), 모델 기반 반복적 재구성(Model-Based Iterative Reconstruction, MBIR) 등 반복적 재구성 기법을 이용하여 영상을 획득하고 있다⁴. IR기법은 선량을 감소시키는 면에서는 FBP 기법에 비해 만족스러울 수 있지만, 재구성된 영상의 모델링의 복잡한 모델링 단계를 지나면서 기존의 우수한 FBP 영상과는 느낌이 다른 인위적으로 그려진 듯한 영상으로 나타나게 된다. 결국 IR기법은 선량감소에 따른 알고리즘의 적용이 지나치면 진

* Corresponding Author: Dong-Kyoon Han E-mail: handk@eulji.ac.kr Tel: +82-31-740-7276 Address: Eulji University, 553, Sanseong-daero, Sujeong-gu, Seongnam-si, Gyeonggi-do, Republic of Korea

단적 가치의 신뢰성이 저하될 수 있다는 단점이 있다.

최근, 인공지능을 활용한 딥러닝 기술의 효과성이 입증되면서^[5] 의료영역에서도 영상 획득 시 딥러닝 기술을 이용한 재구성 기법의 중요성이 대두되고 있다^[6,7]. 임상 현장에서도 선량 감소와 화질 개선을 동시에 할 수 있는 인공신경망(Central Neural Network, CNN)을 이용한 딥러닝 반복적 재구성법(Deep Learning Image Reconstruction, DLIR)이 사용되고 있다. 딥러닝 반복적 재구성 기법은 고선량을 조사한 고화질의 필터보정역투영법 영상을 기반으로 학습과 훈련을 반복하여 기존 대비 더 적은 선량에서도 고화질의 영상을 재구성할 수 있게 한다. DLIR 기법은 우수한 화질과 선량 감소 그리고 빠른 재구성 속도에서 IR의 단점을 해결하는데 적합하다고 판단된다.

본 연구에서는 MDCT에서 필터보정역투영법, 모델 기반 반복적 재구성법인 적응형 통계적 반복적 재구성법(Adaptive Statistical Iterative Reconstruction-Veo, ASIR-V)과 딥러닝 반복적 재구성법(TrueFidelity, TF)의 선량 변화에 따른 화질 평가를 통해 딥러닝 반복적 재구성법의 유용성을 알아보고자 하였다.

II. MATERIAL AND METHODS

1. 실험 장치 및 팬텀

MDCT 장치는 Revolution CT ES(GE Healthcare, USA)를 사용하였다. 실험 전 장치는 공기 보정(Air Calibration)을 시행하였다.

팬텀(Phantom)은 화질을 평가하기 위해 CT ACR 464 Phantom (American College of Radiology, Sun Nuclear)을 사용하였다. ACR 팬텀은 지름 20 cm, 길이 16 cm, 무게 5.3 kg으로 4개의 모듈로 이루어져 있다. 모듈 1은 CT Number와 Slice thickness, 모듈 2는 대조도 분해능, 모듈 3은 CT Number의 균일성과 노이즈, 모듈 4는 공간해상도를 측정할 수 있다. 화질 평가를 위해 MicroDicom DICOM Viewer 2022.2가 사용되었다.

2. 화질 측정 방법

2.1. 검사 조건

관전압은 120 kVp로 고정된 후 먼저 선량을 17.29 mGy (250 mAs)로 고정시켜 시행하였고, 다음으로 선량을 10.37 mGy (150 mAs), 12.10 mGy (175 mAs), 13.83 mGy (200 mAs), 15.56 mGy (225 mAs)로 변화시키며 시행하였다. 선량 측정은 CT 장치에서 제시하고 있는 용적 CT 선량지수(Volume CT Dose Index, CTDIvol)를 이용하였다. Scan type은 Helical, Slice thickness는 5 mm, Algorithm은 Standard, SFOV는 Large, DFOV는 250 mm, Rotation time (sec)은 1, Pitch는 0.984 : 1을 적용하였다.

2.2. 화질 측정

재구성 기법은 푸리에 변환을 기반으로 하는 분석학적 재구성 기법인 FBP, 픽셀의 예측값과 이상값을 비교하여 재구성하는 ASIR-V, 딥러닝을 통해 저선량 영상과 실측 영상의 차이를 줄이는 재구성 기법인 TF를 이용하였다. ASIR-V는 FBP와 ASIR 영상의 혼합에 따라 강도가 10%~100%로 나누어지고, TF는 노이즈 감소량에 따라 강도가 TF-L (Low), TF-M (Medium), TF-H (High)로 나누어진다. 본 연구에서는 ASIR-V 50%, TF-H를 적용하였다. 노이즈, 대조도대잡음비, 구조성유사성지수를 측정하였으며 각각의 측정 방법은 다음과 같다.

1) 노이즈(Noise)

Fig. 1과 같이 팬텀의 모듈 3에서 관심 영역(Region Of Interest, ROI)을 중앙부에 $200 \pm 1 \text{ mm}^2$ 크기로 설정하고 CT Number 값의 평균(Mean)과 표준편차(Standard Deviation, SD)를 측정하였다.

2) 대조도대잡음비(Contrast to Noise Ratio, CNR)

Fig. 2와 같이 팬텀의 모듈 2 영상에서 12시 방향 cylinder와 주변부에 관심 영역을 $200 \pm 1 \text{ mm}^2$ 크기로 설정한 후, 12시 방향 관심 영역의 CT Number 값 평균과 주변부 관심영역의 CT Number 값 평균, 표준편차를 측정하였다. 측정된 값은 Eq. (1)를 이용하여 대조도대잡음비를 산출하였다.

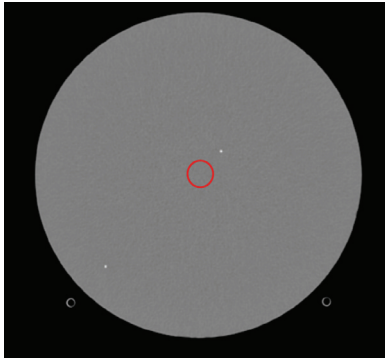


Fig. 1. Noise ROI in Module 3 of ACR Phantom.

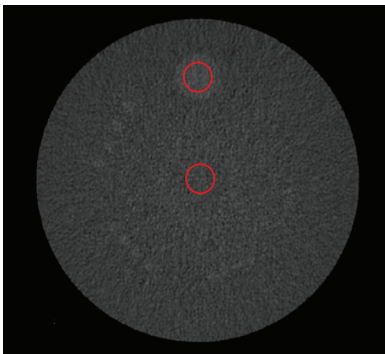


Fig. 2. CNR ROI in Module 2 of ACR Phantom.

$$CNR = \frac{Mean_{object} - Mean_{medium}}{SD_{medium}} \times 100 \quad (1)$$

3) 구조적 유사성 지수(SSIM)

모듈 3에서 원본 영상에 대한 구조적 유사성 지수 (Structural Similarity Index, SSIM)를 측정하고자 ICY 2.4.2.0 프로그램을 사용하였다. 기준 영상은 250 mAs, FBP로 설정하였으며 수식은 Eq. (2)와 같다.

$$SSIM(x,y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(2\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)} \quad (2)$$

μ_x, μ_y : Average of x,y

σ_x^2, σ_y^2 : Variance of x,y

σ_{xy}^2 : Covariance of x,y

c_1, c_2, c_3 : Stabilize parameters

2.3. 통계 분석

노이즈와 CNR, SSIM을 비교하기 위해 SPSS

Statistics 28.0을 사용하였다. 노이즈와 대조도대잡음비, SSIM에서 일원배치분산분석과 Wilcoxon signed rank test를 이용하여 검증하였다. 통계에 사용된 신뢰구간은 95%이며, p-value가 0.05 미만일 때 통계학적으로 유의한 차이가 있다고 보았다.

III. RESULT

FBP, ASIR-V 50%, TF-H 재구성 기법의 노이즈와 대조도대잡음비, SSIM을 평가한 결과는 다음과 같다.

1. 선량 고정에서 화질평가

17.29 mGy에서 각각의 재구성 기법의 화질평가 결과는 Table 1과 같다.

1.1 노이즈(Noise)

FBP 5.63 ± 0.24 HU (Hounsfield Unit), ASIR-V 50%는 3.74 ± 0.07 HU, TF-H 3.76 ± 0.13 HU이며 Fig. 3과 같다. FBP와 TF-H는 유의한 차이가 있다 ($p < 0.05$). ASIR-V 50%와 TF-H는 유의한 차이가 없으며 ($p > 0.05$), Fig. 4와 같다.

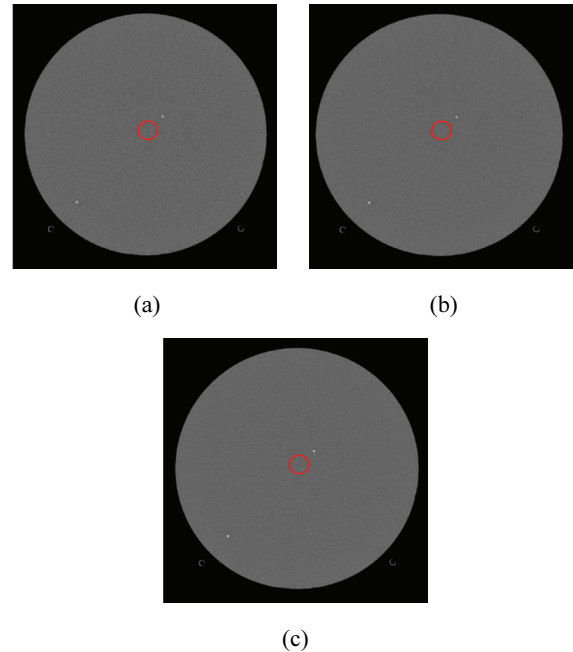


Fig. 3. Noise measured at 17.29 mGy (a) FBP is measured at 5.63 HU, (b) ASIR-V 50% is measured at 3.74 HU, (c) TF-H is measured at 3.76 HU.

1.2. 대조도대잡음비(CNR)

FBP $0.5 \pm 0.09\%$, ASIR-V 50%는 $0.79 \pm 0.1\%$, TF-H $0.78 \pm 0.02\%$ 이다. FBP와 TF-H는 유의한 차이가 있다($p < 0.05$). ASIR-V 50%와 TF-H는 유의한 차이가 없으며($p > 0.05$), Fig. 6과 같다.

1.3. 구조적 유사성 지수(SSIM)

FBP에서 1, ASIR-V 50%에서 0.98, TF-H에서 0.86 ± 0.08 이다. FBP와 TF-H, ASIR-V 50%와 TF-H 비교 시 유의한 차이가 있으며($p < 0.05$), Fig. 6와 같다.

결과적으로 동일 선량에서 노이즈와 CNR, SSIM을 FBP, ASIR-V와 TF-H의 재구성 기법에 따라 비교한 결과 TF-H가 우수한 화질을 나타내었다.

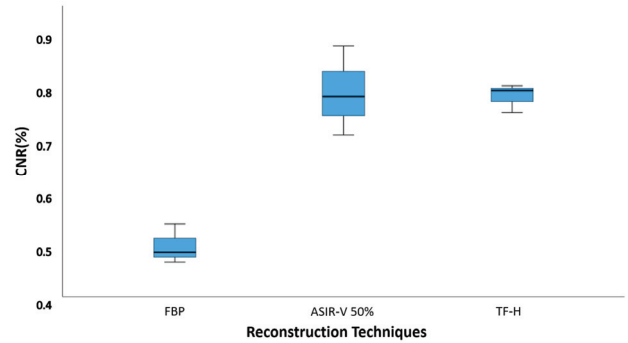


Fig. 5. CNR of FBP, ASIR-V 50 %, TF. Differed significantly between FBP($p < 0.05$) and TF, No significant difference between ASIR-V 50 % and TF($p > 0.05$).

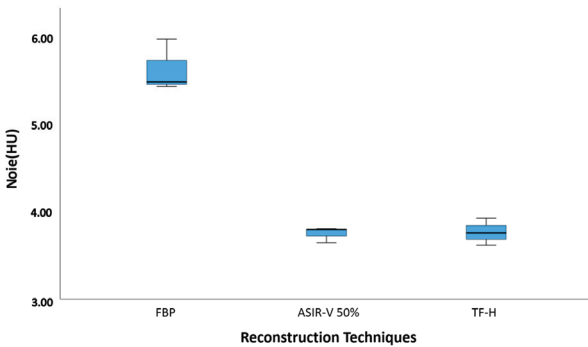


Fig. 4. Noise of FBP, ASIR-V 50%, TF. Differed significantly between FBP and TF($p < 0.05$). No significant difference between ASIR-V 50% and TF($p > 0.05$).

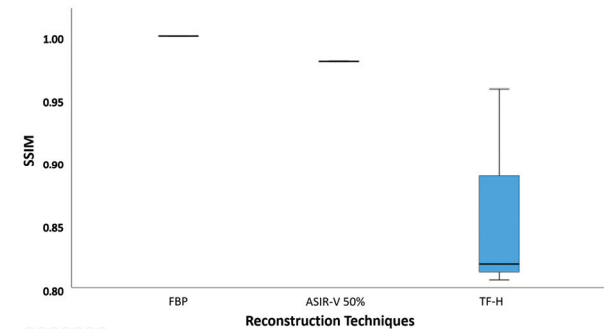


Fig. 6. SSIM of FBP, ASIR-V, TF. Differed significantly between FBP and TF, ASIR-V 50% and TF($p < 0.05$).

Table 1. Noise, CNR, SSIM measured by ACR Phantom from different reconstruction techniques in 17.29 mGy

Values	FBP	ASIR-V 50%	TF-H	p-value	p-value	
					FBP vs. TF-H	ASIR-V vs. TF-H
Noise (HU)	5.63 ± 0.24	3.74 ± 0.07	3.76 ± 0.13			$p > 0.05$
CNR (%)	0.5 ± 0.09	0.79 ± 0.1	0.78 ± 0.02	$p < 0.05$	$p < 0.05$	$p > 0.05$
SSIM	1	0.98	0.86 ± 0.08			$p < 0.05$

2. 선량 변화에서 화질평가

선량이 10.37 mGy, 12.10 mGy, 13.83 mGy, 15.56 mGy로 변화 시 각각의 재구성 기법에 대한 선량변화에 따른 화질 평가 결과는 Table 2와 같다.

2.1. 노이즈(Noise)

10.37 mGy에서 FBP 7.42 ± 0.45 HU, ASIR-V 50% 4.82 ± 0.39 HU, TF-H 4.13 ± 0.26 HU이다. 12.10 mGy에서 FBP 6.98 ± 0.30 HU, ASIR-V 50% 4.70 ± 0.21 HU, TF-H 4.30 ± 0.18 HU이다. 13.83 mGy에서

FBP 6.18 ± 0.13 HU, ASIR-V 50% 4.27 ± 0.24 HU, TF-H 3.98 ± 0.19 HU이다. 15.56 mGy에서 FBP 5.97 ± 0.12 HU, ASIR-V 50% 3.96 ± 0.09 HU, TF-H 3.83 ± 0.05 HU이다. 10.37 mGy TF-H와 선량을 10.37 mGy, 12.10 mGy, 13.83 mGy, 15.56 mGy로 변화시킨 FBP는 유의한 차이가 있다($p < 0.05$). 10.37 mGy

TF-H와 선량을 10.37 mGy, 12.10 mGy, 13.83 mGy, 15.56 mGy로 변화시킨 ASIR-V 50%는 유의한 차이가 없으며($p > 0.05$), Fig. 7, Fig. 8과 같다. 결과적으로 10.37 mGy의 TF-H의 노이즈가 15.56 mGy의 FBP의 노이즈 보다 낮게 나타났다. 그리고 ASIR-V 50%와는 유사하게 나타났다.

Table 2. Image Noise(SD), CNR, SSIM measured by ACR Phantom from different reconstruction techniques and doses

Values	CTDIvol (mGy)	FBP	ASIR-V 50%	TF-H	p-value	p-value	
						FBP vs. 10.37 mGy TF-H	ASIR-V vs. 10.37 mGy TF-H
Noise (HU)	10.37	7.42 ± 0.45	4.82 ± 0.39	4.13 ± 0.26	$p < 0.05$	$p < 0.05$	$p > 0.05$
	12.10	6.98 ± 0.30	4.70 ± 0.21	4.30 ± 0.18			
	13.83	6.18 ± 0.13	4.27 ± 0.24	3.98 ± 0.19			
	15.56	5.97 ± 0.12	3.96 ± 0.09	3.83 ± 0.05			
CNR (%)	10.37	0.39 ± 0.07	0.58 ± 0.10	0.67 ± 0.09	$p < 0.05$	$p < 0.05$	$p > 0.05$
	12.10	0.44 ± 0.05	0.64 ± 0.08	0.71 ± 0.07			
	13.83	0.42 ± 0.04	0.64 ± 0.09	0.7 ± 0.05			
	15.56	0.46 ± 0.12	0.71 ± 0.04	0.73 ± 0.07			
SSIM	10.37	0.7 ± 0.01	0.77 ± 0.01	0.79 ± 0.01	$p < 0.05$	$p < 0.05$	$p > 0.05$
	12.10	0.73 ± 0.01	0.78 ± 0.01	0.8 ± 0.01			
	13.83	0.74 ± 0.01	0.79	0.8			
	15.56	0.74	0.79	0.8 ± 0.01			

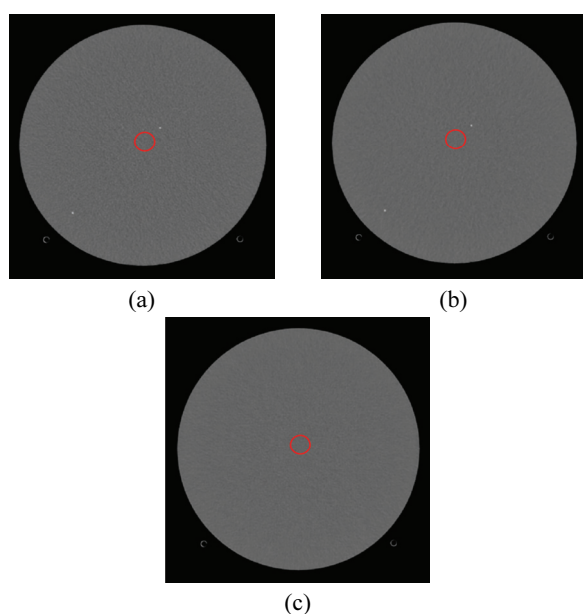


Fig. 7. Noise with similar to 10 mGy TF-H for each reconstruction (a) 15.56 mGy FBP is measured at 5.97 HU, (b) 13.83 mGy ASIR-V 50% is measured at 4.27 HU, (c) 10.37 mGy TF-H is measured at 4.13 HU.

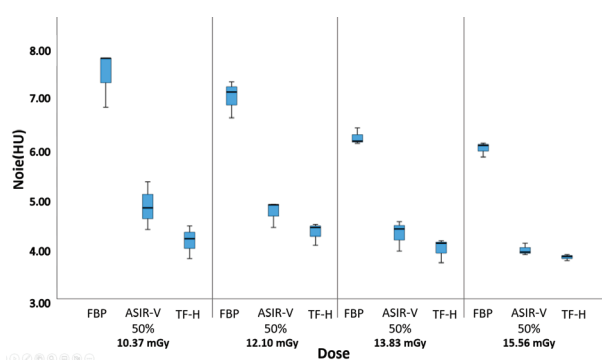


Fig. 8. Noise of dose and FBP, ASIR-V 50%, TF-H. 10.37 mGy TF-H is 4.13 ± 0.26 HU, 15.56 mGy FBP is 5.97 ± 0.12 HU, 15.56 mGy ASIR-V 50% is 3.96 ± 0.09 HU, Differed significantly between 12.10 mGy, 13.83 mGy, 15.56 mGy FBP and 10.37 mGy TF-H($p < 0.05$).

2.2 대조도대잡음비(CNR)

10.37 mGy에서 FBP $0.39 \pm 0.07\%$, ASIR-V 50% $0.58 \pm 0.10\%$, TF-H $0.67 \pm 0.09\%$ 이다. 12.10 mGy에

서 FBP $0.44 \pm 0.05\%$, ASIR-V 50% $0.64 \pm 0.08\%$, TF-H $0.71 \pm 0.07\%$ 이다. 13.83 mGy에서 FBP $0.42 \pm 0.04\%$, ASIR-V 50% $0.64 \pm 0.09\%$, TF-H $0.7 \pm 0.05\%$ 이다. 15.56 mGy에서 FBP $0.46 \pm 0.12\%$, ASIR-V 50% $0.71 \pm 0.04\%$, TF-H $0.73 \pm 0.07\%$ 이다. 10.37 mGy TF-H와 선량을 10.37 mGy, 12.10 mGy, 13.83 mGy, 15.56 mGy로 변화시킨 FBP는 유의한 차이가 있다($p < 0.05$). 10.37 mGy TF-H와 선량을 10.37 mGy, 12.10 mGy, 13.83 mGy, 15.56 mGy로 변화시킨 ASIR-V 50%는 유의한 차이가 없으며 ($p > 0.05$), Fig. 9와 같다. 결과적으로 10.37 mGy의 TF-H의 대조도대잡음비가 15.56 mGy의 FBP의 대조도대잡음비 보다 높게 나타났다. 그리고 ASIR-V 50%는 유사하게 나타났다.

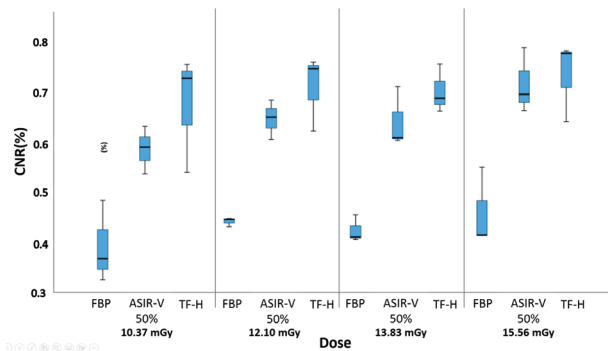


Fig. 9. CNR of dose and FBP, ASIR-V 50%, TF-H. 10.37 mGy TF-H is $0.67 \pm 0.09\%$, 15.56 mGy FBP is $0.46 \pm 0.12\%$, 15.56 mGy ASIR-V 50% is $0.71 \pm 0.04\%$. Differed significantly between 12.10 mGy, 13.83 mGy, 15.56 mGy FBP and 10.37 mGy TF-H($p < 0.05$).

2.3. 구조적 유사성 지수(SSIM)

10.37 mGy에서 FBP 0.7 ± 0.01 , ASIR-V 50% 0.77 ± 0.01 , TF-H 0.79 ± 0.01 이다. 12.10 mGy에서 FBP 0.73 ± 0.01 , ASIR-V 50% 0.78 ± 0.01 , TF-H 0.8 ± 0.01 이다. 13.83 mGy에서 FBP 0.74 ± 0.01 , ASIR-V 50% 0.79 , TF-H 0.8 이다. 15.56 mGy에서 FBP 0.74 , ASIR-V 50% 0.79 , TF-H 0.8 ± 0.01 이다. 10.37 mGy TF-H와 선량을 10.37 mGy, 12.10 mGy, 13.83 mGy, 15.56 mGy로 변화시킨 FBP는 유의한 차이가 있다 ($p < 0.05$). 10.37 mGy TF-H와 선량을 10.37 mGy, 12.10 mGy, 13.83 mGy, 15.56 mGy로 변화시킨 ASIR-V 50%는 유의한 차이가 없으며($p > 0.05$), Fig. 10과 같다.

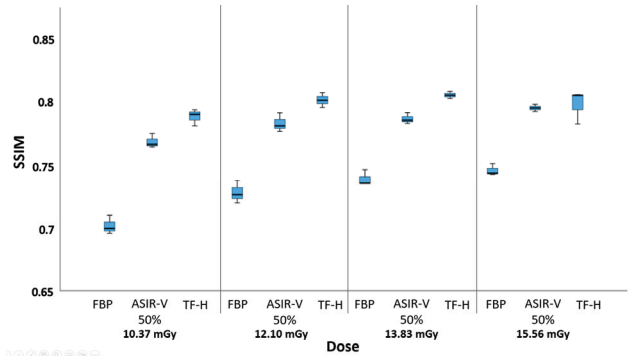


Fig. 10. SSIM of dose and FBP, ASIR-V, TF. 10.37 mGy TF-H is 0.79 ± 0.01 . 15.56 mGy FBP is 0.74 , 15.56 mGy ASIR-V 50% is 0.79 . Differed significantly between 12.10 mGy, 13.83 mGy, 15.56 mGy FBP and 10.37 mGy TF-H($p < 0.05$).

결과적으로 10.37 mGy의 TF-H의 구조적 유사성 지수가 15.56 mGy의 FBP의 구조적 유사성 지수보다 높게 나타났다. 그리고 ASIR-V 50%는 유사하게 나타났다.

IV. DISCUSSION

본 연구에서는 화질과 선량을 측정해 딥러닝 재구성 기법의 유용성을 평가하고자 하였다. 모든 재구성 기법에서 노이즈, 대조도대잡음비, SSIM은 선량이 증가함에 따라 우수한 결과가 나타났다. 그러나 TF-H의 SSIM은 다른 값보다 낮게 나왔는데, 이는 SSIM의 기준 영상을 17.29 mGy를 적용한 FBP로 선택했기 때문이다. FBP는 선량이 증가함에 따라 화질이 비례하여 검출된다^[8]. 따라서 SSIM은 영상 간의 유사도만 나타내기에 TF-H가 다른 재구성 기법보다 낮은 값이 나왔음에도 불구하고 노이즈와 대조도대잡음비의 결과를 참고하여 TF-H가 가장 우수한 재구성 기법이라고 판단하였다.

15.56 mGy FBP는 12.10 mGy TF-H와 노이즈, 대조도대잡음비를 비교한 결과 TF-H가 저선량임에도 불구하고 화질이 우수하였다. 따라서 FBP는 선량을 감소시켜 TF-H와 비교해도 항상 TF-H가 우수한 결과가 나올 것이므로 15.56 mGy만을 사용하였다.

본 연구에서는 MDCT 영상에서 선량이 높아짐에 따라 FBP, ASIR-V, TF-H를 적용하였을 때 노이즈는 낮아지고 CNR, SSIM은 높아지는 결과가 나왔

다. FBP와 TF-H, ASIR-V 50%와 TF-H를 비교했을 때 TF-H는 선량 감소 시 화질이 우수하게 나타났다. H. Cynthia 등 연구에서는 FBP에서 25% 선량 감소 시 화질이 저하되고 ASIR에서 50% 선량 감소 시 화질이 저하되었다⁹⁾. 본 연구에서는 FBP는 선량을 30%까지 높여도 TF-H보다 화질이 저하되고, ASIR-V 50%에서는 30% 선량 감소 시 TF-H와 화질에 유의한 차이가 없었다. 따라서 TF-H를 사용하면 선량 저감 효과가 있을 것이다. 이지은 등에 의한 연구에서는 정성적으로 평가하여 TF를 사용한 영상이 FBP를 사용한 영상에 비해 피폭선량이 65.5 ~ 68.1% 감소하였고¹⁰⁾, Corey T. Jensen 등에 의한 논문에서는 TF-H는 ASIR-V 30%에 비해 노이즈가 47% 감소하였고, CNR은 73.4% 증가하였다. 따라서 ASIR-V보다 TF로 재구성했을 때의 화질이 더 좋음을 확인할 수 있었다¹¹⁾. Joel Greffier 등의 CT에서 Deep Learning Image Reconstruction Algorithm의 화질과 선량 감소에서는 TF-H와 ASIR-V가 같은 Detectability Index를 가질 때 TF-H의 CTDIvol이 더 낮다는 결과가 나왔고, 선량은 56% 감소하였다¹²⁾. 그러나 TF-L와 ASIR-V 50%는 유의한 차이가 없었기에 항상 TF가 ASIR보다 우수한 것은 아니다^{13,14)}.

본 연구에는 몇 가지 제한점이 있다. 첫 번째로 팬텀 연구만을 진행하여 환자 대상 연구와의 상관관계를 확인하지 못했다. 하지만 선행 연구에 따르면 팬텀 실험 임상 연구에서 모두 TF의 유용성이 입증되었다^{13,15,16)}. 이러한 결과를 통해 본 연구의 팬텀 실험도 임상에 적용할 수 있을 것으로 사료된다. 두 번째로 정성적 평가가 진행되지 않았다. 정량적 평가가 이루어진 본 연구에서는 TF-H가 가장 화질이 좋다는 결과가 나왔지만, 정성적 평가가 이루어진 연구에 의하면 TF-M이 TF-H보다 화질이 좋다고 보고된다. 이는 TF 강도가 증가함에 따라 "Over smoothing"이라고 불리는 DLIR의 급격한 노이즈 감소는 플라스틱 영상 질감을 초래하기 때문이다. 그 결과 전반적인 영상 품질이 저하된다^{10,12)}.

또한 정량적 평가와 정성적 평가가 모두 이루어진 연구에서 항상 TF-H가 우수한 것은 아니기 때문에 임상에 맞는 적절한 선택이 필요하다고 보고한다^{11,17,18)}.

마지막으로 본 실험 장치에서의 TF-H 재구성 기

법은 Standard 알고리즘 이외에는 Edge, Soft 등의 다른 영상처리 알고리즘을 지원하지 않기에 다양한 영상처리 알고리즘을 적용하여 실험을 진행하지는 못했다. TF-H에 Soft 알고리즘을 적용할 수 있다면 더 적은 선량으로 화질을 유지할 수 있을 것으로 사료된다. 따라서 다양한 알고리즘을 적용한 TF-H, FBP, ASIR-V의 재구성 기법을 비교한다면 더욱 유용할 것이라고 생각한다.

V. CONCLUSION

본 연구에서는 ACR 팬텀을 이용하여 최근 도입된 딥러닝 재구성 기법(TF)의 선량 감소 효과를 평가하기 위해 기존의 필터보정역투영법(FBP), 적응형 통계적 재구성 기법(ASIR-V)을 선량을 변화시키며 화질을 비교 평가하였다. 17.29 mGy를 100%로 하여 10%, 20%, 30%, 40%까지 선량을 감소시켜 노이즈를 평가한 결과 FBP기법에서 40%의 선량 감소와 ASIR-V 50%기법에서 10%의 선량 감소에도 화질이 유지되었다. 따라서 기존의 재구성 기법에 비해 딥러닝 재구성 기법인 TF-H를 이용한다면 저선량으로도 화질이 저하되지 않는 영상을 구현할 것으로 기대된다.

Acknowledgement

이 논문은 2022학년도 을지대학교 대학혁신지원사업비 지원에 의하여 이루어진 것임.

Reference

- [1] A. Korn, M. Fenchel, B. Bender, S. Danz, T. K. Hauser, D. Ketelsen, T. Flohr, C. D. Claussen, M. Heuschmid, U. Ernemann, H. Brodoefel "Iterative Reconstruction in Head CT; Image Quality of Routine and Low-Dose Protocols in Comparison with Standard Filtered Back Projection", American journal of neuroradiology, Vol. 33, No. 2, pp. 218-224, 2012. <https://doi.org/10.3174/ajnr.a2749>
- [2] L. L. Geyer, U. J. Schoepf, F. G. Meinel, J. W. Nance, G. Bastarrika, J. A. Leipsic, N. S. Paul, M. Rengo, A. Laghi, C. N. D. Cecco, "State of the Art; Iterative CT Reconstruction Techniques", Radiology, Vol. 276, No. 2, pp. 339-357, 2015.

- <https://doi.org/10.1148/radiol.2015132766>
- [3] O. Baskan, C. Erol, H. Ozbek, Y. Paksoy, "Effect of radiation dose reduction on image quality in adult head CT with noise-suppressing reconstruction system with a 256 slice MDCT", *Journal of Applied Clinical Medical Physics*, Vol. 16, No. 3, pp. 285-296, 2015. <https://doi.org/10.1120/jacmp.v16i3.5360>
- [4] R. Singh, S. R. Digumarthy, V. V. Muse, A. R. Kambadakone, M. A. Black, A. Tabari, Y. Hoi, N. Akino, E. Angel, R. Madan, M. K. Kalra, "Image Quality and Lesion Detection on Deep Learning Reconstruction and Iterative Reconstruction of Submillisievert Chest and Abdominal CT", *American Roentgen Ray Society*, Vol. 214, No. 3, pp. 566-573, 2020. <https://doi.org/10.2214/ajr.19.21809>
- [5] M. Anthimopoulos, S. Christodoulidis, L. Ebner, A. christe, S. Mougiakakou, "Lung Pattern Classification for Interstitial Lung Diseases Using a Deep Convolution Neural Network", *IEEE transactions on medical imaging*, Vol. 35, No. 3, pp. 1207-1216, 2016. <https://doi.org/10.1109/TMI.2016.2535865>
- [6] G. Chartrand, P. M. Cheng, E. Vorontsov, M. Drozdal, S. Turcotte, C. J. Pal, S. Kadoury, A. Tang, "Deep Learning; A Primer for Radiologists", *Radiographics*, Vol. 37, No. 7, pp. 2113-2131, 2017. <https://doi.org/10.1148/rg.2017170077>
- [7] A. Hamidinekoo, E. Denton, A. Rampun, K. Honnor, R. Zwigelaar, "Deep Learning in Mammography and Breast Histology, an Overview and Future Trends", *Medical image analysis*, Vol. 47, pp. 45-67, 2018. <https://doi.org/10.1016/j.media.2018.03.006>
- [8] J. Hsieh, E. Liu, B. Nett, J. Tang, J. B. Thibault, S. Sahney, "A New Era of Image Reconstruction", *TrueFidelityTM Technical White Paper on Deep Learning Image Reconstruction*, 2018.
- [9] C. H. McCollough, L. Yr, J. M. Kofler, S. Leng, Y. Zhang, Z. Li, R. E. Carter, "Degradation of CT Low-Contrast Spatial Resolution Due to the Use of Iterative Reconstruction and Reduced Dose Levels", *Radiology*, Vol. 276, No. 2, pp. 499-506, 2015. <https://doi.org/10.1148/radiol.15142047>
- [10] J. E. Lee, S. Y. Choi, J. A. Hwang, S. H. Lim, M. H. Lee, B. H. Yi, J. G. Cha, "The Potential for Reduced Radiation Dose From Deep Learning-Based CT Image Reconstruction: A Comparison with Filtered Back Projection and Hybrid Iterative Reconstruction using a Phantom", *Medicine(Baltimore)*, Vol. 100, No. 19, pp. 25814, 2021. <https://doi.org/10.1097/md.00000000000025814>
- [11] C. T. Jensen, X. Liu, E. P. Tamm, A. G. Chandler, J. Sun, A. C. Morani, S. Javadi, N. A. W. Bartak, "Image Quality Assessment of Abdominal CT by Use of New Deep Learning Image Reconstruction; Initial Experience", *American Roentgen Ray Society*, Vol. 215, No. 1, pp. 50-57, 2020. <https://doi.org/10.2214/ajr.19.22332>
- [12] J. Greffier, A. Hamard, F. Pereira, C. Barrau, H. Pasquier, J. P. Beregi, J. Frandon, "Image Quality and Dose Reduction Opportunity of Deep Learning Image Reconstruction Algorithm for CT; A Phantom Study", *European Society of Radiology*, Vol. 30, No. 7, pp. 3951-3959, 2020. <https://doi.org/10.1007/s00330-020-06724-w>
- [13] C. Frank, G. Zhang, P. Deak, F. Zanca, "Preserving image texture while reducing radiation dose with a deep learning image reconstruction algorithm in chest CT: A phantom study", *Physica Media*, Vol. 82, pp. 86-93, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.ejmp.2020.12.005>
- [14] Z. Alagic, J. D. Cardenas, K. Halldorsson, V. Grozman, S. Wallgren, C. Suzuki, J. Helmenkamp, S. K. Koskinen, "Deep learning versus iterative reconstruction algorithm for head CT in trauma", *Emergency Radiology*, Vol. 29, pp. 339-352, 2022. <https://doi.org/10.1007/s10140-021-02012-2>
- [15] C. S. Ko, I. W. Cho, J. W. Kang, W. J. Jeong, H. Song, "Comparative Analysis and Usefulness by Quantitative Evaluation of Deep Learning Image Reconstruction and Adaptive Statistical Iterative Reconstruction-V in Aortic Vessels CT", *Journal of Korean Society of Computed Tomographic Technology*, Vol. 23, No. 2, pp 9-19, 2021.
- [16] H. B. Shim, K. H. Lee, R. H. Kim, S. K. Park, J. N. Shim, "A Study on Image Quality and Dose Comparison of Abdominal CT with Deep Learning Iterative Reconstruction Method and Model-Based Iterative Reconstruction Method", *Journal of Korean Society of Computed Tomographic*, Vol. 23, No. 1, pp. 57-65, 2021.
- [17] Y. Bie, S. Yang, Z. Li, K. Zhao, C. Zhang, H.

Zhong, "Impact of deep learning-based image reconstruction on image quality compared with adaptive statistical iterative reconstruction-Veo in renal and adrenal computed tomography", *Journal of X-ray Science and Technology*, Vol. 30, No. 3, pp. 409-418, 2022. <https://doi.org/10.3233/xst-211105>

- [18] M. Akagi, Y. Nakamura, T. Higaki, K. Narita, Y. Honda, J. Zhou, Z. Yu, M. Akino, K. Awai, "Deep learning reconstruction improves image quality of abdominal ultra-high-resolution CT", *European Society of Radiology*, Vol. 29, No. 11, pp. 6163-6171, 2019. <https://doi.org/10.1007/s00330-019-06170-3>

MDCT에서 선량 변화에 따른 딥러닝 재구성 기법의 유용성 연구

김가현¹, 김지수¹, 김찬들¹, 이준표², 홍주완¹, 한동균^{1*}

¹을지대학교 보건과학대학 방사선학과

²서울아산병원 영상의학과

요 약

MDCT의 딥러닝 재구성 기법(TrueFidelity, TF)의 유용성을 평가하고자 기존의 필터보정역투영법(Filtered back projection, FBP)과 적응형 통계적 재구성 기법(Adaptive Statistical Iterative Reconstruction-Veo, ASIR-V)의 화질을 비교 평가하였다. FBP, ASIR-V 50%, TF-H의 재구성 기법에서 선량을 17.29 mGy로 고정된 것과 10.37 mGy, 12.10 mGy, 13.83 mGy, 15.56 mGy로 변화시킨 영상을 획득하여 노이즈, CNR, SSIM을 측정하였다. 17.29 mGy에서 재구성 기법 변화를 주었을 때 TF-H가 FBP, ASIR-V에 비해 화질이 우수하다. 선량에 변화를 주었을 때 10.37 mGy TF-H와 FBP 비교 시 노이즈, CNR, SSIM은 유의한 차이가 있고($p < 0.05$), 10.37 mGy TF-H와 ASIR-V 50% 비교 시 유의한 차이가 없다($p > 0.05$). 선량이 가장 높은 15.56 mGy ASIR-V 50%와 선량이 가장 낮은 10.37 mGy TF-H 화질이 동일하므로 TF-H는 30%의 선량 감소 효과가 있다. 따라서 딥러닝 재구성 기법(TF)은 반복적 재구성 기법(ASIR-V)과 필터보정역투영법(FBP)보다 선량을 감소시킬 수 있었다. 이로 인해 환자의 피폭선량을 감소시킬 것으로 사료된다.

중심단어: 필터보정역투영법, 적응형 통계적 재구성 기법, 딥러닝 재구성 기법

연구자 정보 이력

	성명	소속	직위
(제1저자)	김가현	을지대학교 방사선학과	학부생
(공동저자)	김지수	을지대학교 방사선학과	학부생
	김찬들	을지대학교 방사선학과	학부생
	이준표	서울아산병원 영상의학과	방사선사
	홍주완	을지대학교 방사선학과	교수
(교신저자)	한동균	을지대학교 방사선학과	교수