

Evaluation of the usefulness of Images according to Reconstruction Techniques in Pediatric Chest CT

Gu Kim^{1,3}, Jong Hyeok Kwak^{1,3}, Seung-Jae Lee^{1,2,*}

¹Department of Radiological Science, Dongseo University

²Center for Radiological Environment & Health Science, Dongseo University

³Department of Radiology, Pusan National University Yangsan Hospital

Received: April 21, 2023. Revised: June 15, 2023. Accepted: June 30, 2023.

ABSTRACT

With the development of technology, efforts to reduce the exposure dose received by patients in CT scans are continuing with the development of new reconstruction techniques. Recently, deep learning reconstruction techniques have been developed to overcome the limitations of repetitive reconstruction techniques. This study aims to evaluate the usefulness of images according to reconstruction techniques in pediatric chest CT images. Patient study conducted a study on 85 pediatric patients who underwent chest CT scan at P-Hospital in Gyeongsangnam-do from January 1, 2021 to December 31, 2022. The phantom used in the Phantom Study is the Pediatrics Whole Body Phantom PBU-70. After the test, the images were reconstructed with FBP, ASiR-V (50%) and DLIR (TF-Medium, High), and the images were evaluated by obtaining SNR and CNR values by setting ROI of the same size. As a result, TF-H of deep learning reconstruction techniques had the lowest noise value compared to ASiR-V (50%) and TF-M in all experiments, and SNR and CNR had the highest values. In pediatric chest CT scans, TF images with deep learning reconstruction techniques were less noisy than ASiR-V images with adaptive statistical iterative reconstruction techniques, CNR and SNR were higher, and the quality of images was improved compared to conventional reconstruction techniques.

Keywords: DLIR, SNR, CNR

I. INTRODUCTION

컴퓨터단층촬영(Computed Tomography, CT)은 환자의 질병 진단에 중요한 역할을 한다. 최근 CT 장비의 소프트웨어 기술 발전으로 인해 영상의 질을 유지 또는 개선하면서, CT 검사에서 발생하는 방사 피폭선량을 줄이기 위한 노력이 계속되고 있다^[1]. CT 검사는 진단적으로 가치가 높은 영상을 유지하면서 방사선 피폭 선량을 최소화하는 것이 중요하다. CT 검사에서 주요 관심사 중 하나는 방사선 피폭이 환자에게 주는 영향이며, 특히 소아 환자에게 있어 더 나쁜 영향을 준다^[2,3]. 소아는 방사선 감수

성에 예민하며 기대 수명이 길기 때문에 방사선 피폭에서 오는 위험성이 성인에 비해 높다. 이로 인해 소아 CT 검사에서 방사선 피폭 선량을 줄이기 위한 많은 연구가 진행되었다^[4-6]. 방사선 피폭 선량 문제에 대한 인식이 높아짐에 따라 방사선량을 크게 감소시킨 새로운 영상 재구성 방법이 시도되고 있다. 이러한 기술은 선량은 감소시킬 수 있으나, 영상의 질 저하로 인해 진단적으로 가치가 떨어지는 일이 발생하지 않도록 하는 것도 필요하다^[7-10]. 필터 보정 역투영법(Filtered Back Projection, FBP)은 오랜 시간 동안 CT 검사로 획득한 데이터의 영상 재구성 방법으로 사용되었다^[11]. 하지만 조사 선량이 감소하면 FBP 영상은 잡음과 인공물에 의해 영

* Corresponding Author: Seung-Jae Lee

E-mail: sjlee@gdsu.dongseo.ac.kr

Tel: +82-51-320-2719

Address: 47 Jurye-ro Sasang-gu Busan Korea, 47011

상의 질이 떨어지며, 낮은 방사선량으로 인해 진단적 가치가 높은 영상을 제공하지 못한다^[12]. 이러한 FBP의 단점을 극복하며 영상의 질을 개선하기 위해 반복적 재구성법(Iterative Reconstruction, IR) 기술이 개발되었고, 적응식 통계적 반복적 재구성법(Adaptive Statistical Iterative Reconstruction, ASiR) 및 모델기반 반복적 재구성법(Model-Based Iterative Reconstruction, MBIR) 기술의 개발로 CT 검사에서 환자가 받는 피폭 선량을 상당히 감소시켰다^[13]. IR 및 MBIR을 이용한 영상은 같은 선량으로 획득한 FBP 영상보다 인공물과 잡음을 감소시킬 수 있었지만, 재구성 시간이 오래 걸리는 단점이 있다^[14].

MBIR의 재구성 시간이 오래 걸리는 것을 보완하고자 만들어진 재구성법인 적응형 통계적 반복 재구성 V (Adaptive Statistical Iterative Reconstruction-V, ASiR-V)의 영상은 임상적 진단 능력은 MBIR과 비슷 하지만 영상 재구성 시간이 짧은 것이 특징이며 방사선량을 많이 줄이고도 진단적 가치가 높은 영상을 제공할 수 있다^[15,16]. 하지만 재구성의 강도가 강해지면 영상이 지나치게 매끄럽고 부자연스러움이 강해지는 현상이 발생한다^[17]. 최근에는 낮은 선량으로 좋은 질의 영상을 얻기 위해 인공 신경망(Artificial Neural Network)으로 학습시킨 딥러닝 영상 재구성법(Deep Learning Image Reconstruction, DLIR)이 개발되었다. 딥러닝 재구성(DLIR, TrueFidelity™, GE Healthcare)은 FBP와 유사한 출력 영상을 얻기 위해 동시에 수 백만 개의 매개변수를 사용하여, 감독 하에 훈련된 벤더별 심층 컨벌루션 신경망 기반 영상 재구성 방법이다. 딥러닝 기술은 최근에 잡음 텍스처를 변경하거나 해부학적 구조에 영향을 주지 않고 영상의 잡음을 억제하면서 CT 영상을 재구성 할 수 있는 큰 잠재력을 보여주었다^[18-20].

본 연구는 현재 임상에서 사용되고 있는 영상 재구성 방법인 ASiR-V와 새롭게 도입된 DLIR에 따른 소아의 흉부 CT 검사에서 영상의 질을 신호대 잡음비(Signal to Noise Ratio; SNR) 및 대조도대 잡음비(Contrast to Noise Ratio; CNR)를 비교·분석하여 영상의 정량적 평가를 통한 DLIR의 유용성을 평가하고자 한다.

II. MATERIAL AND METHODS

1. 사용 장비 및 연구 대상

본 연구에 사용된 장비는 256 multi-slice CT (Revolution GE Healthcare, Wisconsin USA)이며, 환자 실험과 팬텀 실험 두 가지 방법으로 진행하였다. 2021년 1월 2일부터 2022년 12월 31일까지 경상남도 P 병원에서 진료를 받은 5 ~ 7세 환자들로 흉부 조영 CT 검사를 받은 환자 중 85명을 대상으로 연구를 진행하였다. 성별은 남자 43명 여자 42명, 평균 몸무게는 22.01 kg이었다.

팬텀 실험에 사용된 팬텀은 Fig. 1과 같이 조직 등가 물질로 이루어진 Pediatric Whole Body Phantom PBU-70 (Kyoto Kagaku Co. Ltd, Kyoto, Japan)을 사용하였다.



Fig. 1. Pediatric Whole Body Phantom PBU-70.

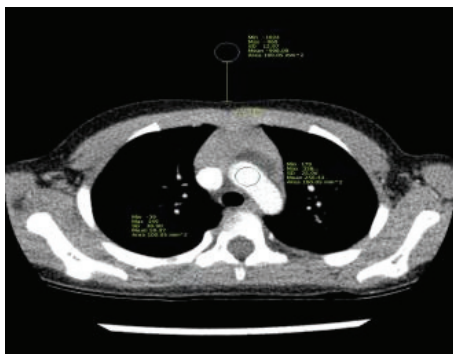
2. 검사 방법

검사 방법은 환자 실험과 팬텀 실험 모두 본원에서 사용하는 소아 흉부 CT 프로토콜로 검사를 진행하였다. 촬영 인자에서 관전압은 kV assist, mA는 Smart mA + ODM(40-500mA), Noise Index는 24, 겐트리 회전시간은 0.28 초, 피치는 1.375 : 1, 재구성 타입은 stand를 사용하여 조영제 주입 후 50초 뒤에 검사하였다. 조영제 사용은 주입 시 조영제 자동

주입기(Dual Shot Auto Injector, Stellant, Medard, Inc. USA)를 사용하였으며, 비이온성 요오드 조영제(Visipaque 270) 1 kg당 1.5 ml 사용하였다. 조영제 주입속도는 1 ml/s였고 조영제가 다 들어간 후 조영제 주입속도와 동일하게 20초 동안 생리식염수를 주입하였다.

3. 정량적 영상 평가

영상 평가는 INFINITT PACS M6을 이용해서 진행하였다. 환자 실험의 영상 평가는 검사한 영상을 FBP, ASiR-V50%, DLIR기법 중 GE사에서 제공하는 TrueFidelity-Medium(TF-M), TrueFidelity-High (TF-H)로 재구성하여 PACS에서 동일한 Slice에 Fig. 2 (upper)와 같이 Aorta arch, Muscle, Back-ground air에 100 mm² 크기의 관심영역(Region of Interest ,ROI)을 설정한 후에 CT number (Hounsfield unit, HU)와 표준편차 (Standard Division, SD)값을 측정하여 평균값을 구하고 SNR과 CNR을 비교하였다.



(A) Patient (upper)



(B) Phantom (low)

Fig. 2. Patient(upper) and Phantom(low) study of ROI.

팬텀 실험의 영상 평가는 검사한 영상을 FBP, ASiR-V5 0%, TF-M, TF-H로 재구성하여 PACS 동

일한 Slice에서 Fig. 2 (low)와 같이 Heart, Bone, Muscle, Back-ground air에 100 mm² 크기의 ROI를 설정한 후에 CT number와 SD 값을 측정하여 평균값을 구하고 SNR과 CNR을 비교하였다.

3.1. SNR

ASiR-V 50% TF-M, TF-H로 재구성된 영상에 설정된 ROI로부터 구해진 CT number와 noise를 Eq. (1)에 대입하여 SNR을 계산하였다. 이후 각각 재구성된 영상에서 구해진 SNR 값의 평균을 산출하여 비교하였다.

$$SNR = \frac{CT\ number}{Back\ ground\ SD} \quad (1)$$

3.2. CNR

ASiR-V 50% DRL M, H로 재구성된 영상에 설정된 ROI로부터 구해진 CT number와 noise를 다음 식에 대입하여 CNR을 계산하였다. 이후 각각 재구성된 영상에서 구해진 CNR 값의 평균을 산출하여 비교하였다.

$$CNR = \frac{기준\ CT\ number - Back\ ground\ CT\ number}{Back\ ground\ SD} \quad (2)$$

4. 통계 분석

표본 수는 Statistical power analysis using G*power 3.1 프로그램을 이용하여 산출하였으며, Fig. 3에서 보는 바와 같이 예상 표본 수는 일원배치 분산분석 검증을 시행하기 위한 중간 정도의 효과 크기 0.5, 검정력 95%, 유의수준 0.05로 하였으며 종속변수의 수를 3으로 하였을 때 총 표본수가 253으로 계산되었고, 본 연구에서는 총 표본 수가 252로 정규성을 만족하였다. 통계 분석은 PASW(PASW statistics, ver. 21.0, SPSS, Chicago, USA)을 사용하여 각 재구성법의 HU 값과 Noise 값은 기술통계를 시행하였으며, 각 재구성법의 SNR과 CNR은 일원배치 분산분석(ONE-WAY ANOVA)을 시행한 후, 유의한 차이는 Scheff test의 사후분석(post hoc analysis)으로 확인하였다. 신뢰구간(Confidence interval, CI)은

95%이며 유의수준은 0.05 미만으로 하였다.

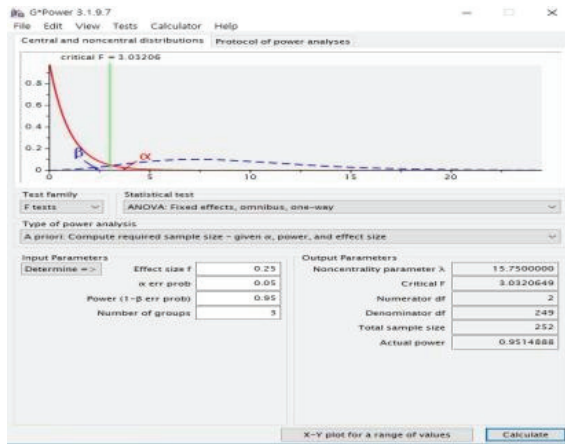


Fig. 3. Statistical power analysis using G*power.

III. RESULT

1. 환자 실험 결과

1.1. HU

각 재구성 기법에 따른 HU 값은 Back ground 영상에서 FBP -997.44, ASiR-V 50% -997.09, TF-M -997.30, TF-H -997.13의 값으로 측정되었다. Aorta arch 영상에서는 FBP 260.28, ASiR-V 50% 259.38, TF-M 261.67, TF-H 261.10의 값으로 측정되었다. Muscle 영상에서는 FBP 70.83, ASiR-V 50% 71.00, TF-M 71.67, TF-H 71.94의 값으로 측정되었고, Table 1에 나타내었다.

Table 1. The Results of Patient HU Analysis

Region	FBP	ASiR-50%	TF-M	TF-H
Back-ground	-997.44	-997.09	-997.30	-997.13
Aorta arch	260.28	259.38	261.67	261.10
Muscle	70.83	71.00	71.67	71.94

1.2. SD

각 재구성 기법에 따른 SD 값은 Table 2에 나타내었다. Back ground 영상에서 FBP 13.54, ASiR-V 50% 10.45, TF-M 8.89, TF-H 6.14의 값으로 측정되었으며, Aorta arch 영상에서는 FBP 25.93, ASiR-V 50% 18.44, TF-M 14.78, TF-H 11.12, Muscle 영상에

서는 FBP 28.67, ASiR-V 50% 20.65 TF-M 18.85, TF-H 15.12로 측정되었고, Table 2에 나타내었다. 각 재구성 기법에 따른 SD 값은 Back ground 영상에서 FBP에 비해 ASiR-V 50% 22%, TF-M 34% TF-H 55% 낮았으며, Aorta arch 영상에서는 ASiR-V 50% 29% TF-M 43%, TF-H 57% 낮았고, Muscle 영상에서는 ASiR-V 50% 28% TF-M 34% TF-H 48% 낮게 측정되었다.

Table 2. The Results of Patient SD Analysis

Region	FBP	ASiR-50%	TF-M	TF-H
Back-ground	13.54	10.45	8.89	6.14
Aorta arch	25.93	18.44	14.78	11.12
Muscle	28.67	20.65	18.85	15.12

1.3. SNR

각 재구성 기법에 따른 SNR 결과는 Back ground 에서 ASiR-V 50% -96.00 ± 2.32 , TF-M -116.00 ± 2.11 , TF-H -167.53 ± 2.87 로 산출되었으며, TF-H가 ASiR-V 50%보다 71.53 높게 산출되어 통계적으로 유의한 차이가 있었다.($p < 0.05$) Scheff test 사후 검정 결과는 TF-H는 TF-M과 ASiR-V 50%보다 높았고, TF-M은 ASiR-V 50%보다 높았다. Aorta arch 영상에서는 ASiR-V 50% 14.55 ± 1.18 , TF-M 17.56 ± 1.05 , TF-H 23.80 ± 1.09 로 산출되었으며, TF-H가 ASiR-V 50%보다 9.25 높게 산출되어 통계적으로 유의한 차이가 있었다.($p < 0.05$) Scheff test 사후 검정 결과는 TF-H는 TF-M과 ASiR-V 50%보다 높았고 TF-M은 ASiR-V 50%보다 높았다. Muscle 영상에서는 ASiR-V 50% 3.41 ± 0.12 , TF-M 3.80 ± 0.10 , TF-H 4.97 ± 0.13 로 산출되었으며, TF-H가 ASiR-V 50%보다 1.56 높게 산출되어 통계적으로 유의한 차이가 있었다.($p < 0.05$) Scheff test 사후 검정 결과는 TF-H는 TF-M과 ASiR-V 50%보다 높았고 TF-M은 ASiR-V 50%보다 높았고, Table 3에 나타내었다. 각 재구성 기법에 따른 SNR 차이 분석 결과는 ASiR-V 50% 영상보다 Back ground 영상에서 TF-M 21% TF-H 74% 높았고 Aorta arch 영상에서는 TF-M 21% TF-H 64% 높았고 Muscle 영상에서는 TF-M 12% TF-H 46% 높았다.

1.4. CNR

각 재구성 기법에 따른 CNR에서 ASiR-V 50%는 9.16 ± 0.87 , TF-M 10.47 ± 1.29 , TF-H 12.92 ± 1.37 으로 산출되었으며, TF-H가 ASiR-V 50%보다 3.76 높게 산출되어 통계적으로 유의한 차이가 있었다.($p < 0.05$) Scheff test 사후 검정 결과는 TF-H는 TF-M과 ASiR-V 50%보다 높았고 TF-M은 ASiR-V 50%보다 높았고, Table 4에 나타내었다. 각 재구성 기법에 따른 CNR 차이 분석 결과는 ASiR-V 50% 영상보다 TF-M 15% TF-H 42% 높게 산출되었다.

2. 팬텀 실험 결과

2.1. HU

각 재구성 기법에 따른 HU 값은 Back ground 영상에서 FBP -997.98, ASiR-V 50% -998.12, TF-M -998.02, TF-H -997.96으로 측정되었다. Heart 영상에서는 FBP43.47, ASiR-V 50% 43.41, TF-M 43.33, TF-H 43.21으로 측정되었다. Muscle 영상에서는 FBP 39.64, ASiR-V 50% 39.65 TF-M 39.42, TF-H

39.43으로 측정되었으며, Bone의 영상에서는 FBP 527.39, ASiR-V 50% 527.47, TF-M 526.53, TF-H 526.34으로 측정되었고, Table 5에 나타내었다.

2.2. SD

각 재구성 기법에 따른 SD 값은 Back ground 영상에서 FBP 13.22, ASiR-V 50% 10.62, TF-M 8.55, TF-H 6.01로 측정되었으며, Heart 영상에서는 FBP 20.08, ASiR-V 50% 13.35, TF-M 11.11, TF-H 8.34, Muscle 영상에서는 FBP 17.16, ASiR-V 50% 11.41 TF-M 9.02, TF-H 6.65, Bone의 영상에서는 FBP 22.15, ASiR-V 50% 17.27, TF-M 13.99, TF-H 11.02 로 측정되었으며, Table 6에 나타내었다. 각 재구성 기법에 따른 SD 값은 Back ground 영상에서 FBP보다 ASiR-V 50%에서 19%, TF-M에서 35% TF-H 55%에서 낮았으며, Heart 영상에서는 ASiR-V 50% 34% TF-M 45% TF-H 58% 낮았고, Muscle 영상에서는 ASiR-V 50% 34% TF-M 48% TF-H 62% 낮았고, Bone의 영상에서는 ASiR-V 50% 22% TF-M 37% TF-H 50% 낮게 측정되었다.

Table 3. The Results of Patient SNR Analysis

Variable	Reconstruction	M ± SD	F-Value	p-value	Post-hoc
Back ground SNR	ASiR-50%	- 96.007 ± 2.32	19241.34	0.00	a < b < c
	TF-M	- 116.00 ± 2.11			
	TF-H	- 167.53 ± 2.87			
Aorta arch SNR	ASiR-50%	14.55 ± 1.18	2169.00	0.00	a < b < c
	TF-M	17.56 ± 1.05			
	TF-H	23.80 ± 1.09			
Muscle SNR	ASiR-50%	3.41 ± 0.12	4266.12	0.00	a < b < c
	TF-M	3.80 ± 0.10			
	TF-H	4.97 ± 0.13			

Table 4. The Results of Patient CNR Analysis

Variable	Reconstruction	M ± SD	F-Value	p-value	Post-hoc
CNR	ASiR-50%	9.16 ± 0.87	5640.40	0.000	a < b < c
	TF-M	10.47 ± 1.29			
	TF-H	12.92 ± 1.37			

Table 5. The Results of Phantom HU Analysis

Region	FBP	ASiR-50%	TF-M	TF-H
Back-ground	-997.98	-998.12	-998.02	-997.96
Heart	43.47	43.41	43.33	43.21
Muscle	39.64	39.65	39.42	39.43
Bone	527.39	527.47	526.53	526.34

Table 6. The Results of Phantom SD Analysis.

Region	FBP	ASiR-50%	TF-M	TF-H
Back-ground	13.22	10.62	8.55	6.01
Heart	20.08	13.35	11.11	8.34
Muscle	17.16	11.41	9.02	6.65
Bone	22.15	17.27	13.99	11.02

2.3. SNR

각 재구성 기법에 따른 SNR 결과는 Back ground 영상에서 ASiR-V 50% -95.67 ± 3.41 , TF-M -113.95 ± 2.53 , TF-H -165.62 ± 3.14 로 산출되었으며, TF-H가 ASiR-V 50%보다 69.95 더 높은 결과를 보였으며, 통계적으로 유의한 차이가 있었다.($p < 0.05$)

Scheff test 사후 검정 결과는 TF-H는 TF-M과 ASiR-V 50%보다 높았고 TF-M은 ASiR-V 50%보다 높았다. Heart 영상에서는 ASiR-V 50% 3.21 ± 0.15 , TF-M 4.19 ± 0.12 , TF-H 5.23 ± 0.19 의 값이 나왔고 TF-H가 ASiR-V 50%보다 2.02 높았으며 통계적으로 유의한 차이가 있었다.($p < 0.05$) Scheff test 사후 검정 결과는 TF-H는 TF-M과 ASiR-V 50%보다 높았고 TF-M은 ASiR-V 50%보다 높았다. Muscle 영상에서는 ASiR-V 50% 3.56 ± 0.14 , TF-M 4.59 ± 0.17 , TF-H 5.95 ± 0.27 의 값이 나왔고 TF-H가 ASiR-V 50%보다 2.39 높았고 통계적으로 유의한 차이가 있었다.($p < 0.05$) Scheff test 사후 검정 결과는 TF-H는 TF-M과 ASiR-V 50%보다 높았고 TF-M은 ASiR-V 50%보다 높았다. Bone의 영상에서는 ASiR-V 50% 30.75 ± 1.52 , TF-M 38.85 ± 1.21 , TF-H 49.53 ± 1.23 의 값이 나왔고 TF-H가 ASiR-V 50%보다 18.78 높았고 통계적으로 유의한 차이가 있었다.($p < 0.05$) Scheff test 사후 검정 결과는 TF-H는 TF-M과 ASiR-V 50%보다 높았고 TF-M은 ASiR-V 50%보다 높게 산출되었으며, Table 7에 나타내었다.

Table 7. The Results of Phantom SNR Analysis

Variable	Reconstruction	M ± SD	F-Value	p-value	Post-hoc
Back ground SNR	ASiR-50%	-95.67 ± 3.41	12018.40	0.000	a < b < c
	TF-M	-113.95 ± 2.53			
	TF-H	-165.62 ± 3.14			
Heart SNR	ASiR-50%	3.21 ± 0.15	3939.08	0.000	a < b < c
	TF-M	4.19 ± 0.12			
	TF-H	5.23 ± 0.19			
Muscle SNR	ASiR-50%	3.56 ± 0.14	2941.05	0.000	a < b < c
	TF-M	4.59 ± 0.17			
	TF-H	5.95 ± 0.27			
Bone SNR	ASiR-50%	30.75 ± 1.52	4286.201	0.000	a < b < c
	TF-M	38.85 ± 1.21			
	TF-H	49.53 ± 1.23			

Table 8. The Results of Phantom CNR Analysis

Variable	Reconstruction	M ± SD	F-Value	p-value	Post-hoc
CNR	ASiR-50%	37.42 ± 1.09	2406.40	0.000	a < b < c
	TF-M	47.87 ± 1.65			
	TF-H	60.92 ± 1.56			

각 재구성 기법에 따른 SNR 차이 분석 결과는 ASiR-V 50% 영상보다 Back ground 영상에서 TF-M 19% TF-H 73% 높았고 Heart 영상에서는 TF-M 30% TF-H 63% 높았고 Muscle 영상에서는 TF-M 29% TF-H 57% 높았고, Bone의 영상에서는 TF-M 26% TF-H 61% 높았다.

2.4. CNR

각 재구성 기법에 따른 CNR 차이 분석에서는 ASiR-V 50% 37.42 ± 1.09 , TF-M 47.87 ± 1.65 , TF-H 60.92 ± 1.56 로 산출되었으며, TF-H가 ASiR-V 50%보다 22.50 높았고 통계적으로 유의한 차이가 있었다. ($p < 0.05$) Scheff test 사후 검정 결과는 TF-H는 TF-M과 ASiR-V 50%보다 높았고 TF-M은 ASiR-V 50%보다 높게 산출되었으며, Table 8에 나타내었다. 각 재구성 기법에 따른 CNR 차이 분석 결과는 ASiR-V 50% 영상보다 TF-M 28% TF-H 63% 높았다.

IV. DISCUSSION

본 연구는 소아 흉부 CT에서 적응형 ASiR-V과 DLIR의 유용성을 평가하였다. 각 재구성 기법에 따른 잡음 값의 평균은 팬텀 실험과 환자 실험 모두에서 TF-H 영상이 TF-M 영상과 ASiR-V 50% 영상보다 각각 20%, 50% 낮은 결과가 나왔고, CNR과 SNR 값에서는 20%, 60% 높은 결과가 나왔다. SNR이 높을수록 잡음은 낮고 신호값은 높으며, CNR이 높을수록 영상이 선명하게 구분되어 판독하기에 좋다. 연구 결과에서도 잡음이 감소함에 따라 CNR과 SNR이 증가하는 것을 알 수 있었다. 연구의 결과 DLIR이 ASiR-V보다 소아 흉부 CT 검사에서 영상의 질을 향상시킬 수 있다는 것을 알 수 있었다. 현재 사용되고 있는 ASiR-V는 단계별로 영상의 잡음을 줄이는 재구성 방법으로, 다양한 연구에서 알 수 있듯이 좋은 영상의 질과 방사선 피폭 선량은 낮다. 하지만 기존의 영상을 왜곡하거나 과도하게 만들어진 것 같은 영상을 보여주므로 판독 의사에게 익숙하지 않은 영상을 제공해서 판독에 악영향을 미치기도 한다^[21,22].

최근에는 이러한 단점을 보완하기 위해 다양한 공급업체가 TF를 비롯한 심층 컨볼루션 신경망을

도입하는 일부 딥러닝 재구성 기술을 개발했다. 딥러닝 재구성의 목표는 영상의 질, 선량, 재구성 속도에서 기존의 재구성 기법을 능가하는 영상 솔루션을 제공하는 것이다. DLIR은 복잡한 모델과 인간의 능력을 훨씬 뛰어넘는 여러 매개 변수를 처리할 수 있으므로 고선량 방사선으로 촬영한 것 같은 고품질 FBP 영상 데이터 세트를 사용한 훈련 프로세스를 통해 더 나은 영상을 획득할 수 있으며, 해부학적으로 정확한 묘사가 가능하다^[23,24]. 팬텀 연구에서 DLIR 영상은 잡음이 낮고 좋은 공간 분해능을 가지고 있음을 입증했고, DLIR이 복부 CT 검사에서 영상의 질 저하 없이 잡음의 감소와 CNR 증가를 통해 영상의 질을 향상시킨다는 것을 보여주었다^[25,26]. 또 다양한 재구성 기법으로 영상의 잡음과 인공물을 줄임으로써 저선량 CT에서 영상의 질을 개선하려는 노력도 있었다^[27,28].

환자 연구에서 DLIR은 ASiR-V보다 감소된 잡음과 질적으로 더 좋은 공간 분해능 및 임상적으로 가치가 높은 영상의 질을 보였다^[19]. 최근의 연구는 DLIR의 영상의 선명도를 평가하고 성인 환자의 DLIR의 영상이 ASiR-V 영상보다 선명도가 향상되었음을 보여주었다^[28]. DLIR은 소아 환자의 복부 CT 연구에 사용되었으며 DLIR이 영상 질을 향상시키면서 방사선량을 줄일 수 있기 때문에 소아 CT 검사에 유익하다는 것을 보여 주었다^[29-31].

여러 연구에서 결과에서 확인할 수 있듯이 DLIR을 사용하여 영상을 획득했을 시 기존의 영상보다 진단적 가치가 높은 영상을 획득할 수 있다. 또 TF-H와 TF-M의 SNR 값에서 ASiR-V 50%보다 부위별로 많게는 61% 적게는 29%의 높은 값의 결과가 나왔고 CNR에서도 그와 비슷한 수치의 높은 값이 나왔다.

이 연구의 제한점은 첫째, 환자의 검사에서 정확한 BMI에 따른 검사를 못 하였다. CT 검사는 환자의 체형에 따라서 검사 조건이 달라지기 때문에 좀 더 세분화해서 다양한 대조군을 설정했으면 더 많은 데이터를 획득할 수 있었을 것이다. 둘째, 실험의 대상이 5세에서 7세까지의 좁은 대조군으로 실험을 한 것으로 더 다양한 나이의 범위로 진행했으면 더 다양한 데이터를 획득할 수 있었을 것이다.

셋째, 팬텀을 이용한 평가에서는 CNR, SNR 값으로 단순 비교만 하였기 때문에 Noise-Power Spectrum 등의 평가도 필요하다고 사료 된다. 지금도 소프트웨어의 기술이 더 발전하고 있고 CT에서 인공지능 기술의 발전으로 적은 선량으로 진단적 가치가 더욱 높은 영상을 획득할 수 있을 것으로 사료된다.

V. CONCLUSION

본 연구에서는 소아의 흉부 CT 검사에서 딥러닝 이미지 재구성법 DLIR이 적용된 TF-H, M 영상이 ASiR-V 영상보다 HU 값의 변화가 적고, 잡음이 감소하였으며, SNR과 CNR은 증가하여 영상의 질이 더 우수한 것으로 나타났다. 또 같은 선량을 사용하여 CT 검사를 할 경우 DLIR이 적용된 TF-H, TF-M으로 영상을 재구성할 경우, ASiR-V 보다 우수한 질의 영상을 획득하고, 환자의 피폭 선량은 감소시킬 수 있을 것으로 판단된다.

Acknowledgement

이 논문은 2022년도 동서대학교 “Dongseo Cluster Project” 지원에 의하여 이루어진 것임 (DSU-20220004).

Reference

- [1] Y. Sagara, A. K. Hara, W. Pavlicek, A. C. Silva, R. G. Paden, Q. Wu, "Abdominal CT: comparison of low-dose CT with adaptive statistical iterative reconstruction and routine-dose CT with filtered back projection in 53 patients", *American Journal of Roentgenology*, Vol. 195, No. 3, pp. 713-719, 2010. <https://doi.org/10.2214/ajr.09.2989>
- [2] A. Sodickson, P. F. Baeyens, K. P. Andriole, "Recurrent CT, cumulative radiation exposure, and associated radiation-induced cancer risks from CT of adults", *Radiology*, Vol. 251, No. 1, pp. 175-184, 2009. <https://doi.org/10.1148/radiol.2511081296>
- [3] J. Y. Hong, K. Han, J. H. Jung, J. S. Kim, "Association of exposure to diagnostic low-dose ionizing radiation with risk of cancer among youths in South Korea", *JAMA network open*, Vol. 2, No. 9, pp. e1910584, 2019. <https://doi.org/10.1001/jamanetworkopen.2019.10584>
- [4] R. V. Gottumukkala, M. K. Kalra, A. Tabari, A. Otrakji, M. S. Gee, "Advanced CT techniques for decreasing radiation dose, reducing sedation requirements, and optimizing image quality in children", *Radiographics*, Vol. 39, No. 3, pp. 709-726, 2019. <https://doi.org/10.1148/rg.2019180082>
- [5] Y. Nagayama, S. Oda, T. Nakaura, A. Tsuji, J. Urata, M. Furusawa, D. Utsunomiya, Y. Funama, M. Kidoh, Y. Yamashita, "Radiation Dose Reduction at Pediatric CT: Use of Low Tube Voltage and Iterative Reconstruction", *Radiographics*, Vol. 38, No. 5, pp. 1421-1440, 2018. <https://doi.org/10.1148/rg.2018180041>
- [6] B. Schulz, M. Beeres, B. Bodelle, R. Bauer, F. Al-Butmeh, A. Thalhammer, T. J. Vogl, J. M. Kerl, "Performance of iterative image reconstruction in CT of the paranasal sinuses: a phantom study", *American Journal of Neuroradiology*, Vol. 34, No. 5, pp. 1072-1076, 2013. <https://doi.org/10.3174/ajnr.a3339>
- [7] M. Lurz, M. M. Lell, W. Wuest, A. Eller, M. Scharf, M. Uder, M. S. May, "Automated tube voltage selection in thoracoabdominal computed tomography at high pitch using a third-generation dual-source scanner: Image quality and radiation dose performance", *Investigative Radiology*, Vol. 50, No. 5, pp. 352-360, 2015. <https://doi.org/10.1097/rli.0000000000000133>
- [8] A. Mozaffary, T. A. Trabzonlu, D. Kim, V. Yaghmai, "Comparison of tin filter-based spectral shaping CT and low-dose protocol for detection of urinary calculi", *American Journal of Roentgenology*, Vol. 212, No. 4, pp. 808-814, 2019. <https://doi.org/10.2214/ajr.18.20154>
- [9] A. Parakh, M. Kortensniemi, S. T. Schindera, "CT radiation dose management: A comprehensive optimization process for improving patient safety", *Radiology*, Vol. 280, No. 3, pp. 663-673, 2016. <https://doi.org/10.1148/radiol.2016151173>
- [10] A. M. den Harder, M. J. Willeminck, P. J. van Doormaal, "Radiation dose reduction for CT assessment of urolithiasis using iterative reconstruction: A prospective intra-individual study", *European Radiology*, Vol. 28, No. 1, pp. 143-150, 2018. <https://doi.org/10.1007/s00330-017-4929-2>

- [11] O. Rampado, L. Bossi, D. Garabello, O. Davini, R. Ropolo, "Characterization of a computed tomography iterative reconstruction algorithm by image quality evaluations with an anthropomorphic phantom", *European Journal of Radiology*, No. 11, pp. 3172-3177, 2012. <https://doi.org/10.1016/j.ejrad.2012.06.017>
- [12] T. Fält, M. Söderberg, L. Hörberg, C. Christoffersen, K. Lång, K. Abul-Kasim, P. Leander, "Simulated dose reduction for abdominal CT with filtered back projection technique: effect on liver lesion detection and characterization", *American Journal of Roentgenology*, Vol. 212, No. 1, pp. 84-93, 2019. <https://doi.org/10.2214/ajr.17.19441>
- [13] Y. Kuo, Y. Y. Lin, R. C. Lee, C. J. Lin, Y. Y. Chiou, W. Y. Guo, "Comparison of image quality from filtered back projection, statistical iterative reconstruction, and model-based iterative reconstruction algorithms in abdominal computed tomography", *Medicine(Baltimore)*, Vol. 95, No. 31, e4456, 2016. <https://doi.org/10.1097/md.0000000000004456>
- [14] R. C. Nelson, S. Feuerlein, D. T. Boll, "New iterative reconstruction techniques for cardiovascular computed tomography: how do they work, and what are the advantages and disadvantages", *Journal of cardiovascular computed tomography*, Vol. 5, No. 5, pp. 286-292, 2011. <https://doi.org/10.1016/j.jcct.2011.07.001>
- [15] P. De Marco, D. Origgi, "New adaptive statistical iterative reconstruction ASiR-V: assessment of noise performance in comparison to ASiR", *Journal of applied clinical medical physics*, Vol. 19, No. 2, pp. 275-286, 2018. <https://doi.org/10.1002/acm2.12253>
- [16] H. Tang, Z. Liu, Z. Hu, T. He, D. Li, N. Yu, Y. Jia, H. Shi, "Clinical value of a new generation adaptive statistical iterative reconstruction (ASIR-V) in the diagnosis of pulmonary nodule in low-dose chest CT", *The British Journal of Radiology*, Vol. 92, No. 1103, 2018. <https://doi.org/10.1259/bjr.20180909>
- [17] K. Yasaka, M. Katsura, M. Akahane, J. Sato, I. Matsuda, K. Ohtomo, "Model-based iterative reconstruction for reduction of radiation dose in abdominopelvic CT: comparison to adaptive statistical iterative reconstruction", Springer Plus, Vol. 2, No. 1, pp. 1-9, 2013. <https://doi.org/10.1186/2193-1801-2-209>
- [18] M. Akagi, Y. Nakamura, T. Higaki, K. Narita, Y. Honda, J. Zhou, Z. Yu, N. Akino, K. Awai, "Deep learning reconstruction improves image quality of abdominal ultra-high-resolution CT", *European radiology*, Vol. 29, No. 11, pp. 6163-6171, 2019. <https://doi.org/10.1007/s00330-019-06170-3>
- [19] C. T. Jensen, X. Liu, E. P. Tamm, A. G. Chandler, J. Sun, A. C. Morani, S. Javadi, N. A. Wagner-Bartak, "Image quality assessment of abdominal CT by use of new deep learning image reconstruction: initial experience", *American Journal of Roentgenology*, Vol. 215, No. 1, pp. 50-57, 2020. <https://doi.org/10.2214/ajr.19.22332>
- [20] F. Tatsugami, T. Higaki, Y. Nakamura, Z. Yu, J. Zhou, Y. Lu, C. Fujioka, T. Kitagawa, Y. Kihara, M. Iida, K. Awai, "Deep learning-based image restoration algorithm for coronary CT angiography", *European radiology*, Vol. 29, No. 10, pp. 5322-5329, 2019. <https://doi.org/10.1007/s00330-019-06183-y>
- [21] Y. J. Shin, W. Chang, J. C. Ye, E. Kang, D. Y. Oh, Y. J. Lee, J. H. Park, Y. H. Kim, "Low-Dose Abdominal CT Using a Deep Learning-Based Denoising Algorithm: A Comparison with CT Reconstructed with Filtered Back Projection or Iterative Reconstruction Algorithm", *Korean journal of radiology*, Vol. 21, No. 3, pp. 356-364, 2020. <https://doi.org/10.3348/kjr.2019.0413>
- [22] C. Anam, F. Haryanto, R. Widita, I. Arif, G. Dougherty, "Automated calculation of water-equivalent diameter (DW) based on AAPM Task Group 220", *Journal of applied clinical medical physics*, Vol. 17, No. 4, pp. 320-330, 2016. <https://doi.org/10.1120/jacmp.v17i4.6171>
- [23] J. G. Nam, J. H. Hong, D. S. Kim, J. Oh, J. M. Goo, "Deep learning reconstruction for contrast-enhanced CT of the upper abdomen: similar image quality with lower radiation dose in direct comparison with iterative reconstruction", *European Radiology*, Vol. 31, No. 8, pp. 5533-5543, 2021. <https://doi.org/10.1007/s00330-021-07712-4>
- [24] C. Brusie, "FDA clears GE healthcare's deep learning-based CT technology", *AXIS*, 2019. from: <https://axisimagingnews.com/radiology-products/imagin>

g-equipment/ct/fda-clears-ge-healthcares-deep-learning-ct

2021. <https://doi.org/10.1007/s00330-020-07349-9>

- [25] J. Grefer, 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 Radiology*, Vol. 30, No. 7, pp. 3951-3959, 2020.
<https://doi.org/10.1007/s00330-020-06724-w>
- [26] X. Yin, Q. Zhao, J. Liu, W. Yang, J. Yang, G. Quan, Y. Chen, H. Shu, L. Luo, J. L. Coatrieux, "Domain progressive 3D residual convolution net-work to improve low-dose CT imaging", *IEEE Transactions on medical imaging*, Vol. 38, No. 12, pp. 2903-2913, 2019.
- [27] J. Liu, J. Ma, Y. Zhang, Y. Chen, J. Yang, H. Shu, L. Luo, G. Coatrieux, W. Yang, Q. Feng, W. Chen, "Discriminative feature representation to improve projection data inconsistency for low dose CT imaging", *IEEE Transactions on medical imaging*, Vol. 36, No. 12, pp. 2499-2059, 2017.
<https://doi.org/10.1109/tmi.2017.2739841>
- [28] C. Park, K. S. Choo, Y. Jung, H. S. Jeong, J. Y. Hwang, M. S. Yun, "CT iterative vs deep learning reconstruction: comparison of noise and sharpness", *European Radiology*, Vol. 31, No. 5, pp. 3156-3164, 2020. <https://doi.org/10.1007/s00330-020-07358-8>
- [29] W. H. Lim, Y. H. Choi, J. E. Park, Y. J. Cho, S. Lee, J. E. Cheon, W. S. Kim, I. O. Kim, J. H. Kim, "Application of vendor-neutral iterative reconstruction technique to pediatric abdominal computed tomography", *Korean Journal of radiology*, Vol. 20, No. 9, pp. 1358-1367, 2019.
<https://doi.org/10.3348/kjr.2018.0715>
- [30] S. L. Brady, A. T. Trout, E. Somasundaram, C. G. Anton, Y. Li, J. R. Dillman, "Improving image quality and reducing radiation dose for pediatric CT by using deep learning reconstruction", *Radiology*. Vol. 298, No. 1, pp. 180188, 2021.
<https://doi.org/10.1148/radiol.2020202317>
- [31] S. Lee, Y. H. Choi, Y. J. Cho, S. B. Lee, J. E. Cheon, W. S. Kim, C. K. Ahn, J. H. Kim, "Noise reduction approach in pediatric abdominal CT combining deep learning and dual-energy technique", *European Radiology*, Vol. 31, No. 4, pp. 2218-2226,

소아 흉부 CT 검사에서 재구성 기법에 따른 영상의 유용성 평가

김구^{1,3}, 곽종혁^{1,3}, 이승재^{1,2,*}

¹동서대학교 방사선학과

²동서대학교 방사선보건환경연구센터

³양산부산대학교 병원

요 약

기술의 발전으로 CT 검사에 있어 환자가 받는 피폭선량을 줄이기 위한 노력은 새로운 재구성 기법 개발과 함께 계속 진행되고 있다. 최근에는 반복적 재구성 기법의 한계를 극복하기 위해 딥러닝 재구성 기법이 개발되었다. 본 연구는 소아 흉부 CT 영상에서 재구성 기법에 따른 영상의 유용성을 평가하였다. 환자 실험은 2021년 1월 2일부터 2022년 12월 31일까지 경상남도 P 병원에서 흉부 조영 CT 검사를 받은 소아 환자 중 85명을 대상으로 연구를 진행하였다. 팬텀 실험에 사용된 팬텀은 Pediatric Whole Body Phantom PBU-70이다. 검사 후 FBP, ASIR-V(50%), DLIR(TF-Medium,High)로 영상을 재구성했고, 동일한 크기의 ROI를 설정하여 HU값, SD값을 획득하여 SNR, CNR 값을 산출하여 영상을 평가하였다. 그 결과 DLIR의 TF-H가 모든 실험에서 ASIR-V(50%)와 TF-M에 비해 잡음 값이 가장 낮았으며, SNR과 CNR의 값이 가장 높았다. 소아 흉부 CT 검사에서 DLIR이 적용된 TF 영상이 ASIR-V 영상보다 잡음이 적었고, CNR과 SNR은 높은 것으로 나타났으며 DLIR이 적용되면 기존의 재구성법에 비해 영상의 질이 더 향상될 것으로 판단된다.

중심단어: 딥러닝 재구성 기법, 신호대 잡음비, 대조도대 잡음비

연구자 정보 이력

	성명	소속	직위
(제1저자)	김 구	양산부산대학교 병원	방사선사
(공동저자)	곽종혁	양산부산대학교 병원	방사선사
(교신저자)	이승재	동서대학교 방사선학과	교수