

Usefulness of Deep Learning Image Reconstruction in Pediatric Chest CT

Do-Hun Kim^{1,2}, Hyo-Yeong Lee^{1,3,*}

¹Department of Biomedical Health Science, Graduate School of Dong-Eui University

²Department of Radiology, Pusan National University Yangsan Hospital

³Department of Radiological Science, Dongeui University

Received: April 17, 2023. Revised: June 15, 2023. Accepted: June 30, 2023.

ABSTRACT

Pediatric Computed Tomography (CT) examinations can often result in exam failures or the need for frequent retests due to the difficulty of cooperation from young patients. Deep Learning Image Reconstruction (DLIR) methods offer the potential to obtain diagnostically valuable images while reducing the retest rate in CT examinations of pediatric patients with high radiation sensitivity. In this study, we investigated the possibility of applying DLIR to reduce artifacts caused by respiration or motion and obtain clinically useful images in pediatric chest CT examinations. Retrospective analysis was conducted on chest CT examination data of 43 children under the age of 7 from P Hospital in Gyeongsangnam-do. The images reconstructed using Filtered Back Projection (FBP), Adaptive Statistical Iterative Reconstruction (ASIR-50), and the deep learning algorithm TrueFidelity-Middle (TF-M) were compared. Regions of interest (ROI) were drawn on the right ascending aorta (AA) and back muscle (BM) in contrast-enhanced chest images, and noise (standard deviation, SD) was measured using Hounsfield units (HU) in each image. Statistical analysis was performed using SPSS (ver. 22.0), analyzing the mean values of the three measurements with one-way analysis of variance (ANOVA). The results showed that the SD values for AA were FBP=25.65±3.75, ASIR-50=19.08±3.93, and TF-M=17.05±4.45 (F=66.72, p=0.00), while the SD values for BM were FBP=26.64±3.81, ASIR-50=19.19±3.37, and TF-M=19.87±4.25 (F=49.54, p=0.00). Post-hoc tests revealed significant differences among the three groups. DLIR using TF-M demonstrated significantly lower noise values compared to conventional reconstruction methods. Therefore, the application of the deep learning algorithm TrueFidelity-Middle (TF-M) is expected to be clinically valuable in pediatric chest CT examinations by reducing the degradation of image quality caused by respiration or motion.

Keywords: Pediatric Chest Computed Tomography, Deep Learning Image Reconstruction, Filtered Back Projection, Adaptive Statistical Iterative Reconstruction, TrueFidelity

I. INTRODUCTION

소아 전산화단층촬영(CT; Computed Tomography) 검사 시 협조가 이루어지지 않을 경우 정확한 이미지의 획득이 어렵다. 특히, 소아 흉부 CT 검사 시 호흡 협조가 되지 않거나 움직임에 의한 motion artifact가 발생하게 되며, 이러한 이미지 품질의 노이즈 발생은 재검사로 이어질 수 있다^[1]. 따라서 재검사율을 줄이며 진단을 위한 이미지의 품질을 얻

기 위해 CT 검사 시 매개변수를 최적화하는 것은 방사선에 민감한 소아 집단에서 매우 중요하다^[2].

CT 이미지 재구성 방법 중 필터링된 역투영법 (FBP; Filtered Back Projection)은 역투영법에서 발생하는 역투영 데이터의 번짐을 제거하기 위해서 필터를 먼저 처리하는 방법이다. 기존의 역투영법은 역투영상의 합산 후 필터 처리를 하는 반면에, FBP는 투영영상에 대해서 필터 처리를 한 다음 역투영한다. FBP는 처리 속도가 빠르면서도 피사체

* Corresponding Author: Hyo-Yeong Lee E-mail: lhy250@deu.ac.kr
Address: 176, Eomgwang-ro, Busanjin-gu, Busan, Republic of Korea

와 근사한 영상을 얻을 수 있어 현재까지 사용되고 있지만, 선량이 부족한 경우 영상의 노이즈가 심각하게 증가하고, 줄무늬 인공물(streak artifacts)도 발생하는 한계가 있다^[3].

컴퓨터의 발전으로 인해 반복적 재구성 알고리즘(IR; Iterative Reconstruction) 기법이 널리 사용되고 있다^[4-6]. IR 기법은 노이즈와 방사선 선량 사이의 균형을 부분적으로 조정할 수 있는 재구성 방법이지만 낮은 선량 설정에서 노이즈가 증가하고, IR 가중치가 높으면 공간 해상도가 손실될 수 있다^[7]. 또한, 정교한 모델 기반의 IR은 재구성 시간이 많이 소요되어 임상적 유용성이 제한될 수 있다^[8].

최근 인공 지능 기술의 발전으로 FBP 및 IR 접근 방식의 한계를 극복하기 위해 딥 러닝 기반의 이미지 재구성(DLIR; Deep Learning Image Reconstruction) 방법이 도입되어 임상에서 사용되고 있다^[9]. DLIR은 이미지 노이즈를 감소시키고 공간 해상도를 향상시키기 위해 컨볼루션 신경망(CNN; Convolutional Neural Network)으로 구성된 여러 수학 방정식 계층을 재구성 과정에 통합한다. CNN은 이미지 처리에서 공간적 구조와 특징을 잘 고려하여 학습하는 데 강점을 가지고 있다. 합성곱과 풀링을 통해 이미지의 지역적 특징을 추출하고, 완전 연결층을 통해 추출된 특징을 기반으로 판단과 분류를 수행하며, 이를 통해 고해상도 이미지에서도 효과적으로 특징을 추출하고 정확한 예측을 할 수 있다^[10]. CT 검사에서도 Deep Learning 엔진을 사용하여 네트워크의 일반화 가능성을 엄격히 검증한 후 짧은 재구성 시간에 저선량 프로젝션 데이터에서 고품질 이미지를 생성할 수 있어 노이즈의 진정한 감쇠를 구별할 수 있다^[11,12]. 이러한 DLIR 기술의 적용으로 소아 CT에서 진단 영상 품질을 유지하면서 상당한 선량 감소가 가능해질 것으로 기대된다.

본 연구에서는 소아 흉부 CT 검사 시 호흡이나 움직임으로 인한 motion artifact를 줄이기 위해 DLIR 기법을 적용하여 진단에 우수한 품질을 유지하는 임상적인 유용성을 알아보았다.

II. MATERIAL AND METHODS

1. 연구 대상 선정

2021년 10월부터 2022년 9월까지 경상남도 소재의 P 병원에서 7세 미만의 소아 43명(남자 24명, 여자 19명, 평균나이 3.9세, 범위 3개월에서 7세)을 대상으로 하여 연구를 수행하였다. 연구는 후향적으로 진행되었으며, 의료 영상 정보시스템(PACS; Picture Archiving and Communication System)을 사용하여 얻은 흉부 CT 검사 데이터를 분석하였다.

2. 장비 및 검사방법

CT 검사는 GE Revolution (GE Healthcare, Chicago, Ill) 장비를 사용하여 수행되었고 스캔 범위는 폐첨부에서 기저부까지였다. 스캔 매개변수는 다음과 같다: 튜브 전압 80 kV, 튜브 전류(Smart mA 40-330 mAs), 피치 1.375:1, Nois Index 26.0 매트릭스 512 × 512, 검사 슬라이스 두께 2.5 mm 및 이미지 재구성 시 0.625 mm의 슬라이스 두께로 수행하였다. 조영제는 요오드화 조영제(optiray 320 mgI/mL, visipaque 270 mgI/mL)를 사용하였다. 조영제 주입량은 환자의 몸무게에 따라 8 kg 미만은 총용량 kg 당 2 cc, 주입속도 0.5 cc/sec로, 8-20 kg은 총용량 kg 당 1.5 cc, 주입속도 1 cc/sec로, 20 kg 이상은 총용량 kg당 1.5 cc로 30초간 주입하였다. 또한 흉부와 복부 CT를 동시에 검사할 경우 Smart Prep 기법을 사용하였다. 방사선량은 검사 후 장비에서 제공되는 dose report를 참고하여 CTDIvol (mGy)과 DLP (mGy·cm)로 표기하였다. 환자의 일반적인 특성과 CT 검사 매개변수는 Table 1에 나타내었다.

Table 1. Patients general characteristics and CT exam parameters

subject	n = 43 (male 24, female 19)
age	3.97 ± 2.23 [3month-7years]
weight	18.01 ± 7.03 [7-36.1]
kV	kV Assist (80)
mAs	Smart mA [40-330]
pitch	1.375 : 1
matrix	512 × 512
slice thickness	2.5 mm (0.625 mm reconstruction)
CTDIvol (mGy)	1.06 ± 0.53 [0.37-3.21]
DLP (mGy·cm)	25.34 ± 17.13 [7.99-36.1]
Contrast dose (mL)	26.52 ± 12.33 [14-54]

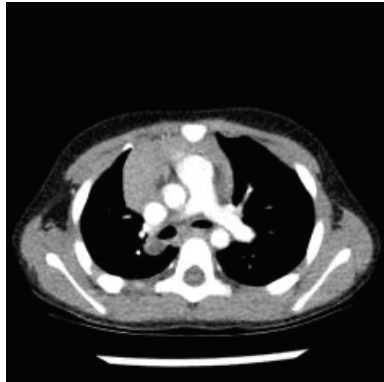
Values are represented as mean ± SD [range].

3. 재구성 알고리즘 구성 방법 및 노이즈 측정 방법

검사 후 획득된 데이터는 필터링 역 투영 재구성법 (Filtered Back Projection, FBP), 반복적 재구성법 (Adaptive Statistical Iterative Reconstruction, ASIR-50), 딥러닝 알고리즘인 TrueFidelity-Middle(TF-M) 3가지 방법으로 재구성하였고, 재구성된 영상은 Fig. 1에 나타내었다.



(a) Filtered Back Projection, FBP



(b) Adaptive Statistical Iterative Reconstruction, ASIR-50



(c) TrueFidelity-Middle, TF-M

Fig. 1. Comparison of FBP, ASIR-50 and TF-M imaging.

각각의 조영증강 된 흉부 영상 중 오름대동맥 (ascending aorta, AA)과 등 근육(back muscle, BM)에 동일한 ROI를 그려 각 영상에서 CT HU(Hounsfield Unit)값을 측정하여 노이즈(standard deviation, SD)를 계산하였다. 이와 같은 측정 방법은 Fig. 2에 나타내었다.



Fig. 2. ROI measurements on the ascending aorta and back muscle.

4. 통계처리

통계처리는 SPSS 소프트웨어(ver. 22.0, IBM, Armonk, NY)를 사용하여 분석을 수행했다. 세 그룹 간 평균 비교를 위해 일원 분산분석(One-way ANOVA) 방법을 사용하였으며, 범주형 변수는 개수로, 연속형 변수는 평균 ± 표준편차로 표시하였다. 데이터 분포의 정규성을 검사하기 위해 Shapiro-Wilk 방법을 사용하였으며(AA: p=0.254, BM: p=0.572), 사후 검정(Post-Hoc analysis, Follow-up test)을 설명하기 위해 Tukey 보정 계수가 적용되었다. 통계적으로 유의하다고 간주되는 경우는 $p < 0.05$ 로 설정하였다.

III. RESULT

1. FBP, ASIR-50, TF-M의 노이즈 측정값 비교

FBP(a), ASIR-50(b), TF-M(c) 세 그룹 간 노이즈 크기의 평균값을 비교하기 위해 일원 배치 분산분석(One-way ANOVA)을 하였다. 그 결과 ascending aorta(AA)의 SD 값은 FBP = 25.65 ± 3.75 , ASIR-50 = 19.08 ± 3.93 , TF-M = 17.05 ± 4.45 ($p = 0.00$)순으로 TF-M 이 가장 작게 측정되었고, Tukey 사후분석 결과 3그룹간 유의미한 차이가 있었다($a > b > c$).

Back muscle(BM)의 SD 값은 FBP = 26.64 ± 3.81 , ASIR-50 = 19.19 ± 3.37 , TF-M = 19.87 ± 4.25 ($p = 0.00$)순으로 ASIR-50 이 가장 작게 측정되었고, Tukey의 사후분석 결과 ASIR-50과 TF-M은 유의한 차이가 없는 것으로 간주 되었다($a>b$). 측정 결과를 Table 2에 나타내었다.

Table 2. SD measurements One-way ANOVA test of FBP, ASIR-50 and TF-M (n=43)

	FBP	ASIR-50	TF-M	F	p	Tukey
AA	25.65 ± 3.75^a	19.08 ± 3.93^b	17.05 ± 4.45^c	66.72	0.00	$a > b > c$
BM	26.64 ± 3.81^a	19.19 ± 3.37^b	19.87 ± 4.25^b	49.54	0.00	$a > b$

SD: standard deviation(image noise value), AA: ascending aorta, BM: back muscle, FBP: filtered back projection, ASIR-50: adaptive statistical iterative reconstruction-50%, TF-M: Truefidelity-Middle(deep learning image reconstruction) a,b,c: Tukey's post-hoc test(same letters are not significantly different)

2. ASIR-50, TF-M의 노이즈 감소 효과 분석

노이즈 감소율 계산 결과 AA의 경우 FBP에 비해 ASIR-50은 약 25.6%, TF-M는 약 33.5% 낮출 수 있었고 BM의 경우 FBP에 비해 ASIR-50은 약 27.9%, TF-M은 약 25.4% 낮출 수 있었다. 이때 평균 SD는 ASIR-50 보다 TF-M이 더 높게 측정되었다. 노이즈 감소 효과를 Table 3에 나타내었다.

Table 3. Noise reduction effect of ASIR-50, TF-M compared to FBP

		ASIR-50	TF-M
FBP	Ascending aorta	25.6 %	33.5 %
	Back muscle	27.9 %	25.4 %

FBP: filtered back projection, ASIR-50: adaptive statistical iterative reconstruction-50%, TF-M: Truefidelity-Middle(deep learning image reconstruction)

IV. DISCUSSION

소아의 흉부 CT 검사에서는 호흡이나 움직임 협조가 어려울 경우 노이즈 발생으로 인해 이미지 품질이 저하될 수 있다. 이러한 경우 재검사를 진행해야 하는데, 이는 방사선 방호의 최적화(ALARA; As Low As Reasonably Achievable) 원칙과도 맞지 않으며 윤리적으로도 문제가 될 수 있다^[13]. 따라서

진정 요법을 사용할 수 있는 경우에는 검사 시 재검사율을 줄이고 응급상황을 방지할 수 있다^[14]. 그러나 소아의 경우 성인과는 다른 약동학적 특성으로 인해 부작용인 구토, 무호흡, 산소포화도 저하 등이 발생할 수 있으므로 주의가 필요하다^[15].

최근 CT 기술의 발전으로 High pitch mode 또는 Ultrafast Dual-source multi-detector CT를 사용하여 빠른 스캔 시간으로 소아의 흉부 CT 검사를 진행할 수 있으며, 진정 요법을 사용하지 않고도 이미지의 품질을 향상시킬 수 있는 방법이 연구되고 있다^[16,17]. 또한, 최근에는 딥러닝 재구성법(DLIR)을 사용하여 저선량의 방사선을 이용하면서도 노이즈를 줄이고 높은 품질의 영상을 얻을 수 있는 방법이 임상에서 사용되고 있다^[18,19].

본 연구에서는 소아의 흉부 CT 검사 시 FBP, ASIR-50, TF-M 세 가지 재구성법으로 노이즈를 측정하여 영상 화질을 비교하였고, DLIR을 적용하였을 때 기존의 재구성 방법에 비해 노이즈를 25-33%까지 줄일 수 있는 것을 확인할 수 있었다.

연구의 첫 번째 제한점으로는 대조도 잡음비(Contrast to Noise Ratio, CNR)와 신호 대 잡음비(Signal Noise Ratio, SNR)를 측정하지 않았다는 점을 언급할 수 있다. 연구 대상 소아들의 경우 조영제 사용 시 주입 속도와 주입량, 주입 후 검사 시작은 시간이 몸무게에 따라 8 kg 미만, 8-20 kg 사이, 20 kg 이상의 세 그룹으로 나누어져 각 그룹당 조영제 사용의 편차가 발생하였고, 이에 따라 같은 ROI 영역에 유사한 CT의 HU 값을 측정할 수 없었기 때문이다. 하지만 CNR과 SNR을 구하는 공식 Eq. 1에 따라 낮은 SD 값은 CNR과 SNR을 높일 수 있다는 점을 고려하면 DLIR을 통해 노이즈를 감소시키고 영상 품질을 개선할 수 있다는 결론을 얻을 수 있었다.

$$CNR = \frac{CT(Ao) - CT(Mu)}{[(SD(Ao) + SD(Mu))/2]}$$

(1)

$$SNR = CT(Ao) / SD(Ao)s$$

두 번째로, 본 연구는 이미 획득한 데이터를 후향적으로 분석하는 화질 개선 평가 연구로 진행되었기 때문에 방사선량을 고려하지 않았다는 점이

다. 따라서 향후 연구에서는 동일한 조건으로 방사선량을 낮추면서 CNR, SNR 등을 평가하는 정량적인 연구와 함께 이미지 품질을 유지하는 다양한 매개변수를 사용하여 연구를 진행할 필요가 있을 것으로 사료된다.

V. CONCLUSION

DLIR 재구성 방법은 기존의 재구성 방법과 비교하여 유의하게 낮은 노이즈 값을 보였다. 따라서 딥러닝 알고리즘인 TrueFidelity-Middle (TF-M)의 적용은 소아 흉부 CT 검사 시 호흡이나 움직임에 의한 영상 화질의 저하를 줄일 수 있어 임상적으로 매우 유용하게 활용될 것으로 기대된다.

Acknowledgement

이 논문은 2023년 정부(과학기술정보통신부)의 지원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-2022R1A2C1092879).

Reference

- [1] K. J. Seo, H. J. Yoo, D. S. Suh, K. B. Lee, "Study on dose reduction and image quality improvement by decreasing motion artifact using flash mode with respiratory motion phantom", *Journal of Korean society of computed tomographic technology*, Vol. 14, No. 2, pp. 239-248, 2012.
- [2] K. J. Strauss, S. C. Kaste, "The ALARA (as low as reasonably achievable) concept in pediatric CT intelligent dose reduction. Multidisciplinary conference organized by the Society of Pediatric Radiology. August 18-19, 2001", *Pediatric Radiology*, Vol. 32, No. 4, pp. 217-313, 2002.
<http://dx.doi.org/10.1007/s00247-002-0665-z>
- [3] P. P. Bruyant, J. Sau, J. J. Mallet, "Streak artifact reduction in filtered backprojection using a level line-based interpolation method", *Journal of Nuclear Medicine*, Vol. 41, No. 11, pp. 1913-1919, 2000.
- [4] Zh. Zhu, Y. Zhao, Xi. Zhao, Xi. Wang, W. Yu, M. Hu, X. Zhang, Ch. Zhou, "Impact of preset and postset adaptive statistical iterative reconstruction-V on image quality in nonenhanced abdominal-pelvic CT on wide-detector revolution CT", *Quantitative Imaging in Medicine and Surgery*, Vol. 11, No. 1, pp. 264-275, 2021.
<http://dx.doi.org/10.21037/qims-19-945>
- [5] A. H. Goenka, B. R. Herts, F. Dong, N. A. Obuchowski, A. N. Primak, W. Karim, M. E. Baker, "Image Noise, CNR, and Detectability of Low-Contrast, Low-Attenuation Liver Lesions in a Phantom: Effects of Radiation Exposure, Phantom Size, Integrated Circuit Detector, and Iterative Reconstruction", *Radiology*, Vol. 280, No. 2, pp. 475-482, 2016.
<http://dx.doi.org/10.1148/radiol.2016151621>
- [6] Ch. Yan, J. Xu, Ch. Liang, Q. Wei, Y. Wu, W. Xiong, H. Zheng, Y. Xu, "Radiation Dose Reduction by Using CT with Iterative Model Reconstruction in Patients with Pulmonary Invasive Fungal Infection", *Radiology*, Vol. 288, No. 1, pp. 285-292, 2018.
<http://dx.doi.org/10.1148/radiol.2018172107>
- [7] Joël Greffier, Aymeric Hamard, Fabricio Pereira, Corinne Barrau, Hugo Pasquier, Jean Paul Beregi, Julien Frandon, "Image quality and dose reduction opportunity of deep learning image reconstruction algorithm for CT: a phantom study", *European radiology*, Vol. 30, pp. 3951-3959, 2020.
<http://dx.doi.org/10.1007/s00330-020-06724-w>
- [8] Zh. Ren, Xi. Zhang, Zh. Hu, D. Li, Zh. Liu, D. Wei, Y. Jia, N. Yu, Y. Yu, Y. Lei, Xi. Chen, Ch. Guo, Zh. Ren, T. He, "Application of Adaptive Statistical Iterative Reconstruction-V With Combination of 80 kV for Reducing Radiation Dose and Improving Image Quality in Renal Computed Tomography Angiography for Slim Patients", *Academic Radiology*, Vol. 26, No. 11, pp. e324-e332, 2019.
<http://dx.doi.org/10.1016/j.acra.2018.12.021>
- [9] D. C. Benz, G. Benetos, G. Rampidis, E. von Felten, A. Bakula, A. Sustar, K. Kudura, M. Messerli, T. A. Fuchs, C. Gebhard, A. P. Pazhenkottil, Ph. A. Kaufmann, R. R. Buechel, "Validation of deep-learning image reconstruction for coronary computed tomography angiography: Impact on noise, image quality and diagnostic accuracy", *Journal of cardiovascular computed tomography*, Vol. 14, No. 5, pp. 444-451, 2020.
<http://dx.doi.org/10.1016/j.jcct.2020.01.002>

- [10] Ashhar, S. M., Mokri, S. S., Abd Rahni, A. A., Huddin, A. B., Zulkarnain, N., Azmi, N. A., & Mahaletchumy, T. Comparison of deep learning convolutional neural network (CNN) architectures for CT lung cancer classification. *International Journal of Advanced Technology and Engineering Exploration*, Vol. 74, No. 8, pp. 126-134, 2021. <http://dx.doi.org/10.19101/IJATEE.2020.S1762126>
- [11] Ch. K. Park, K. S. Choo, Y. S. 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, 2021. <http://dx.doi.org/10.1007/s00330-020-07358-8>
- [12] A. Bernard, P. O. Comby, B. Lemogne, K. Haioun, F. Ricolfi, O. Chevallier, R. Loffroy, "Deep learning reconstruction versus iterative reconstruction for cardiac CT angiography in a stroke imaging protocol: reduced radiation dose and improved image quality", *Quantitative Imaging in Medicine and Surgery*, Vol. 11, No. 1, pp. 392-401, 2021. <http://dx.doi.org/10.21037/qims-20-626>
- [13] B. Newman, A. Ganguly, J. E. Kim, T. Robinson, "Comparison of different methods of calculating CT radiation effective dose in children", *American Journal of Roentgenology*, Vol. 199, No. 2, pp. W232-W239, 2012. <http://dx.doi.org/10.2214/AJR.10.5895>
- [14] H. Y. Jang, J. H. Jung, Y. Y. Kyong, K. H. Kim, D. K. Kim, M. R. Kim, J. J. Kim, E. Ryoo, K. Ch. Noh, J. S. Seo, S. B. Oh, W. J. Hee, J. M. Ryu, J. S. Lee, J. H. Lee, S. B. Han, "Korean Guidelines for Pediatric Procedural Sedation and Analgesia", *Journal of the Korean Society of Emergency Medicine*, Vol. 23, No. 3, pp. 303-314, 2012.
- [15] Joseph P. Cravero, George T. Blike, Michael Beach, Susan M. Gallagher, James H. Hertzog, Jeana E. Havidich, Barry Gelman, "Incidence and Nature of Adverse Events During Pediatric Sedation/Anesthesia for Procedures Outside the Operating Room: Report From the Pediatric Sedation Research Consortium", *Pediatrics* Vol. 118, No. 3, pp. 1087-1096, 2006. <http://dx.doi.org/10.1542/peds.2006-0313>
- [16] M. M. Lell, M. May, P. Deak, S. Alibek, M. Kuefner, A. Kuettner, H. Köhler, S. Achenbach, M. Uder, T. Radkow, "High-pitch spiral computed tomography: effect on image quality and radiation dose in pediatric chest computed tomography", *Investigative Radiology*, Vol. 46, No. 2, pp. 116-123, 2011. <http://dx.doi.org/10.1097/RLI.0b013e3181f33b1d>
- [17] A. Kino, E. J. Zucker, A. Honkanen, J. Kneebone, J. Wang, F. Chan, B. Newman, "Ultrafast pediatric chest computed tomography: comparison of free-breathing vs. breath-hold imaging with and without anesthesia in young children", *Pediatric Radiology*, Vol. 49, No. 3, pp. 301-307, 2018. <http://dx.doi.org/10.1007/s00247-018-4295-5>
- [18] S. Schalekamp, W. M. Klein, K. G. van Leeuwen, "Current and emerging artificial intelligence applications in chest imaging: a pediatric perspective", *Pediatric Radiology*, Vol. 52, No. 11, pp. 2120-2130, 2022. <http://dx.doi.org/10.1007/s00247-021-05146-0>
- [19] J. Sun, H. Li, J. Li, T. Yu, M. Li, Z. Zhou, Y. Peng, "Improving the image quality of pediatric chest CT angiography with low radiation dose and contrast volume using deep learning image reconstruction", *Quantitative Imaging in Medicine and Surgery*, Vol. 11, No. 7, pp. 3051-3058, 2021. <https://doi.org/10.21037/qims-20-1158>

소아 흉부 CT 검사 시 딥러닝 영상 재구성의 유용성

김도훈^{1,2}, 이효영^{1,3,*}

¹동의대학교 대학원 보건의과학과

²양산부산대학교병원 영상의학과

³동의대학교 방사선학과

요약

소아 전산화단층촬영(Computed Tomography, CT) 검사 시 어린 환자들의 협조가 어려워 검사 실패나 재검사가 빈번히 발생할 수 있다. 딥러닝 이미지 재구성(Deep Learning Image Reconstruction, DLIR) 방법은 방사선 감수성이 높은 소아 환자들의 CT 검사에서 재검사율을 낮추면서 진단적 가치가 높은 영상을 획득할 수 있다. 본 연구에서는 DLIR을 적용하여 소아 흉부 CT 검사에서 호흡이나 움직임으로 인한 노이즈를 줄이고 임상적으로 유용한 영상을 얻기 위한 가능성을 조사하였다. 경상남도 소재의 P병원에서 7세 미만의 소아 43명의 흉부 CT 검사 데이터를 후향적으로 분석하였으며, 필터링 역 투영 재구성법(Filtered Back Projection, FBP), 반복적 재구성법(Adaptive Statistical Iterative Reconstruction, ASIR-50), 딥러닝 알고리즘인 True Fidelity-Middle(TF-M)의 영상을 비교하였다. 조영 증강된 흉부 영상 중 오른쪽 상행 대동맥(Ascending Aorta, AA)과 등 근육(Back Muscle, BM)에 동일한 ROI를 그리고 각 영상에서 HU값을 이용하여 노이즈(Standard deviation, SD)를 측정하였다. 통계분석은 SPSS(ver. 22.0)를 사용하여 세 측정치의 평균값을 일원 배치 분산 분석(One-way ANOVA)으로 분석하였다. 연구의 결과로 AA의 SD값은 FBP=25.65±3.75, ASIR-50=19.08±3.93, TF-M=17.05±4.45로 나타났으며(F=66.72, p=0.00), BM의 SD값은 FBP=26.64±3.81, ASIR-50=19.19±3.37, TF-M=19.87±4.25로 나타났다(F=49.54, p=0.00). 사후검정의 결과는 세 그룹간 유의한 차이가 있었다. DLIR 재구성 방법은 기존의 재구성 방법과 비교하여 유의하게 낮은 노이즈 값을 보였다. 따라서 딥러닝 알고리즘인 TrueFidelity-Middle(TF-M)의 적용은 소아 흉부 CT 검사 시 호흡이나 움직임에 의한 영상 화질의 저하를 줄일 수 있어 임상적으로 매우 유용하게 활용될 것으로 기대된다.

중심단어: 소아 흉부 전산화단층촬영, 딥러닝 이미지 재구성, 필터링 역 투영 재구성법, 반복적 재구성법

연구자 정보 이력

	성명	소속	직위
(제1저자)	김도훈	동의대학교 대학원 보건의과학과	대학원생
		양산부산대학교병원 영상의학과	방사선사
(교신저자)	이효영	동의대학교 방사선학과	교수