

소아 복부 CT 선량 감소를 위한 심층학습 기반 영상 재구성 적용 분석

김현주
동남보건대학교 방사선학과

Analysis of Deep Learning Image Reconstruction Application for Pediatric Abdominal CT Dose Reduction

HyeonJu Kim
Department of Radiologic Science, Dongnam Health University

요 약 최근 개발된 DLIR 기법은 인공지능의 심층학습 기반의 영상 재구성 기법으로 CT 장치에서 화질을 유지하며 선량을 감소시킬 수 있어 성인 복부 CT 검사 등에 활용되고 있다. 이에 본 연구에서는 소아 복부 CT 검사에 DLIR 재구성 기법 적용 가능성을 알아보았다. 실험은 소아용 팬텀을 이용하고 CT 스캔 시 FBP, ASIR-V과 DLIR 기법을 관전압 변화에 따라 교차 적용하여 선량과 화질의 변화를 분석하였다. 실험결과 동일 관전압에서 ASIR-V, DLIR은 선량이 감소하였지만 낮은 관전압에서는 크지 않았다. 화질 분석에서 100 kVp, DLIR 적용 시간, 복부 대동맥, 콩팥 등 복부 장기에서 SNR, CNR이 우수하고 SSIM 지수도 1에 가장 근접한 것으로 분석되었다. 따라서 소아 복부 CT 검사 시 DLIR 적용은 화질을 유지하며 검사 선량 감소에 의미가 있었으며, 향후 다양한 소아 연령대와 체구 등을 고려하여 추가 임상 연구 등을 통해 결과를 도출하여 적용한다면 화질 유지와 선량 감소에 매우 유용할 것으로 사료된다.

Abstract DLIR is an image reconstruction technique based on artificial intelligence deep learning that can achieve CT image quality at reduced doses, and thus, is used for adult abdominal CT examinations. In this study, we investigated the possibility of applying DLIR reconstruction technique to pediatric abdominal CT examinations. A pediatric phantom was used to analyze changes in dose and image quality by cross-applying FBP, ASIR-V, and DLIR techniques and changing tube voltage during CT scans. ASIR-V and DLIR doses decreased at the same kVp, but this was not significant at low kVp. Regarding image quality analysis, SNR and CNR were excellent for abdominal organs, such as liver, abdominal aorta, and kidneys, when 100 kVp and DLIR were applied, and the SSIM index was closest to 1. Therefore, the application of DLIR for pediatric abdominal CT examinations maintained image quality at lower examination doses. However, additional clinical studies are required in pediatric subjects of different ages. Nonetheless, the results of this study indicate that DLIR effectively maintains image quality at reduced CT doses.

Keywords : DLIR, FBP, ASIR-V, Radiation Dose, Pediatric

*Corresponding Author : HyeonJu Kim(Dongnam Health Univ.)

email: gidoong75@dongnam.ac.kr

Received March 18, 2024

Revised April 12, 2024

Accepted June 7, 2024

Published June 30, 2024

1. 서론

CT는 병의 진단과 병기 결정, 치료 효과 분석 등 다양한 목적으로 활용되어 유용하지만, 단순 X선 검사보다 부여 선량이 많아 국민 보건 관점에서 우려의 대상이다 [1]. 특히 “소아 CT 방사선량에 대한 이해와 영상기법의 최적화”라는 논문에 의하면 소아는 성인보다 약 10배 이상 방사선에 민감하며 대부분 체적이 크지 않아 동일 검사조건에서도 피폭 선량이 약 3~5배 높다고 보고되었다 [2,3]. 또한, 2006년부터 2015년까지 0세~19세 사이 CT 촬영 군과 하지 않은 군을 10년간 추적 조사한 결과 촬영 군 중 약 0.1%가 암 진단을 받은 것으로 나타났다[4]. 하지만 김효진 등, '소아 CT 검사의 최적화에 대한 이해' 논문 결과에 따르면 소아 검사 시 노출 방사선량을 약 25%만 줄여도 암 발생 확률을 약 43% 예방할 수 있다고 발표하였다[5]. 하지만 임상에서 CT 검사 시 선량을 감소시킬 수 있는 방법은 대부분 성인을 기준으로 연구를 하고 있어 실제 소아 검사 시 적용할만한 적절한 방법은 매우 부족한 것이 현실이다. 이에 본 연구에서는 기존 CT 선량 감소를 목적으로 개발된 필터 보정 역투영법 (FBP: Filtered Back Projection, 이하 FBP), 적응식 통계적 반복적 재구성법(ASIR: Adaptive Statistical Iterative Reconstruction, 이하 ASIR)과 최근 인공 신경망(artificial neural network)으로 학습을 통해 검사 선량을 낮추면서도 기존의 우수한 화질의 영상 구현이 가능하도록 개발된 심층학습 기반 영상 재구성법(DLIR: Deep Learning Image Reconstruction, 이하 DLIR) 기법을 관전압 변화에 따라 교차 적용하여 소아 복부 CT 검사 시 화질에 영향 없이 검사 선량을 감소시키는데 DLIR 적용 가능성을 알아보려고 한다.

2. 연구방법

본 연구는 소아 복부 CT 검사 시 문제가 되는 검사 선량 감소를 목적으로 최근 개발된 DLIR 영상 재구성 기법 적용 가능성을 알아보았다. 실험에 적용한 장치는 GE Revolution (256 slice Multi Detector-row CT, GE HEALTHCARE, Waukesha, WI, USA)이며, 실험 적용 스캔 프로토콜은 임상 소아 복부 CT 스캔 시 일반적으로 적용하는 조건으로 나선형 스캔 모드, Smart mA(20~250 mA) 관전류, 70 kVp, 80 kVp, 100 kVp로 관전압

변화 적용하였다. 또한, 3mm의 단면두께, 3mm 간격, 피치 비율 0.992:1, 0.6 초의 회전시간, Standard Algorithm 은 동일 적용하였다. 선량은 Acrylic phantom(2-part PMMA CT-phantom Adult Head & Body / Pediatric Body, VD1003110)과 MagicMax Universal 10 XF-3CT Ionization chamber) 측정기를 이용하였고, 화질 분석은 소아 인체와 가장 유사한 조직 등가 물질로 구성된 Pediatric Whole Body Phantom PBU-70(Kyoto Kagaku Co. Ltd, Kyoto, Japan)을 사용하였다.

2.1 스캔 선량 분석

선량 분석은 Fig. 1에서 보는 바와 같이 동일 스캔 조건에서 관전압 만 70 kVp, 80 kVp, 100 kVp로 변화 후 각 30회씩 스캔하였다. 이때 측정된 선량 값에 Eq. (1) 을 적용하여 $CTDI_{vol}$ 을 계산 후 평균값을 비교 분석하였다. 또한, 평균값은 일원 배치 분산분석을 통해 유의성을 검증해 보았다.

$$CTDI_{vol} = \frac{CTDI_w}{pitch} \quad (1)$$



Fig. 1. Measurements of dose change according to kVp
(a) Central measurement (b) Peripheral measurement

2.2 소아 팬텀을 이용한 화질 분석

화질 분석은 소아 인체 모형 팬텀인 PBU-70을 이용하여 관전압을 70 kVp, 80 kVp, 100 kVp로 변경 적용하고 획득한 Raw data를 이용하여 영상 재구성 방법은 FBP, ASIR-V, DLIR(TF-M)로 변화 적용하여 구현하였다. 구현된 영상은 AW 4.6 Volume Share 4(GE Healthcare, Co. USA) 프로그램에서 복부 주요 구조인 간(liver), 콩팥(kidney), 복부 대동맥(abdominal aorta)에 직경 10 mm² 동일 크기의 관심 영역(ROI: Region Of Interest, 이하 ROI)을 그려 CT number와 표준편차(SD: Standard Deviation, 이하 SD)를 측정하여 신호 대 잡음 비(SNR: Signal to Noise Ratio, 이하 SNR)와 대조도 대 잡음 비(CNR: Contrast to Noise Ratio, 이하 CNR)를 분석하였다. 또한, 원본 영상을 기준으로 재구

성 처리 과정에서 발생하는 손실 및 왜곡 정도를 비교하여 구조적 유사 지수(SSIM: Structural Similarity Index Map) 분석을 시행하였다.

2.2.1 SNR, CNR 분석

SNR, CNR 분석은 관전압 별 재구성 방법을 모두 변경 적용으로 획득한 영상 데이터를 이용하여 Fig. 2에서 보는 바와 같이 동일 축, 동일 위치에 ROI를 30회 그려 평균 CT number와 표준편차를 측정하였다. 측정된 값을 이용하여 SNR은 Eq. (2) 를 적용, CNR은 Eq. (3) 을 적용하여 비교 분석하였다.

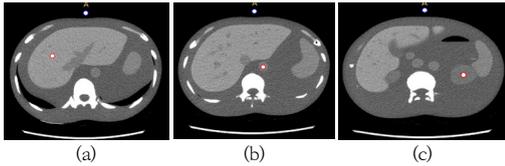


Fig. 2. CT number and SD measurements
(a) Liver ROI (b) Abdominal aorta ROI (c) Kidney ROI

$$SNR = \frac{ROI(HU)}{BKG(SD)} \quad (2)$$

ROI(HU) : CT Number
BKG(SD) : Background noise

$$CNR = \frac{ROI_1 - ROI_2}{BKG(SD)} \quad (3)$$

ROI₁ : CT number of ROI₁
ROI₂ : CT number of ROI₂
BKG(SD) : Background noise

2.2.2 SSIM 분석

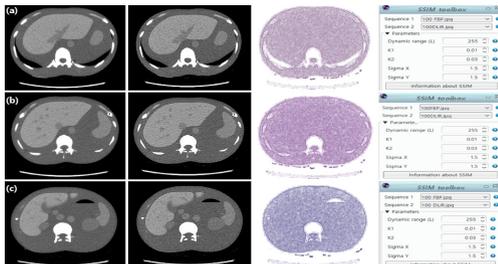


Fig. 3. SSIM analysis of original and reconstructed images
(a) Liver region (b) Abdominal aorta region
(c) Kidney region

현재 임상에서 대부분 적용 중인 100 kVp, FBP 영상을 기준으로 관전압을 80 kVp, 70 kVp로 낮추고 FBP, ASIR-V, DLIR(TF-M)로 변경 적용하여 획득한 영상 데이터를 Fig. 3에서 보는 바와 같이 ICY(icy-version 1.6.1.1) 프로그램의 SSIM 분석 방법을 적용하여 원본 영상에 대한 재구성 영상의 구조적 유사도를 분석하였다.

3. 결과

3.1 스캔 선량 분석

소아 복부 CT 스캔 조건에서 관전압을 변화시켜 선량을 측정하여 평균값을 비교 분석한 결과 Table 1에서 보는 바와 같이 100 kVp, FBP 적용 시 5.08 mGy이며 이를 기준으로 ASIR-V는 3.27 mGy로 약 35.6 %, DLIR은 3.23 mGy로 36.4 %가 감소하였다. 또한, 80 kVp, FBP 적용 시 3.14 mGy로 약 38.1 %, ASIR-V는 2.82 mGy로 약 44.5 %, DLIR은 2.81 mGy로 약 44.7 %가 감소하였다. 그리고 70 kVp, FBP 적용 시 2.11 mGy로 약 58.5 %, ASIR-V는 1.97 mGy로 약 61.2 %로, DLIR은 1.97 mGy로 약 61.2 % 감소하였다.

Table 1. Comparison of dose according to changes in kVp

(unit : mGy)

	FBP	ASIR-V	DLIR
100 kVp	5.08	3.27	3.23
Decrease ratio	•	35.6%	36.4%
80 kVp	3.14	2.82	2.81
Decrease ratio	38.1%	44.5%	44.7%
70 kVp	2.11	1.97	1.97
Decrease ratio	58.5%	61.2%	61.2%

*FBP : Filtered Back Projection

**ASIR-V : Adaptive Statistical Iterative Reconstruction

***DLIR : Deep Learning Image Reconstruction

3.2 SNR, CNR 분석

관전압과 재구성 기법 변화적용으로 획득한 영상을 대상으로 SNR을 분석한 결과 Table 2에서 보는 바와 같이 간 구역은 모든 관전압에서 DLIR 적용 영상이 가장 우수하였으며 이때 SNR은 100 kVp에서 5.46±0.07, 80

kVp에서 5.31 ± 0.10 , 70 kVp에서 5.29 ± 0.11 로 분석되었다. 복부 대동맥 구역에서도 모든 관전압에서 DLIR 적용 영상이 가장 우수하였다. 이때 SNR은 100 kVp 11.95 ± 0.10 , 80 kVp 11.02 ± 0.09 , 70 kVp 10.91 ± 0.14 로 분석되었다. 하지만 콩팥 구역에서는 100 kVp, 70 kVp 에서만 DLIR 영상이 SNR이 가장 우수하였고, 80 kVp 에서는 ASIR-V 영상이 5.18 ± 0.10 으로 가장 우수 하였다. 또한, CNR 분석결과 Table 3에서 보는 바와 같이 간 구역은 모든 관전압에서 DLIR 영상이 가장 우수하였으며 이때 CNR은 100 kVp 7.83 ± 0.07 , 80 kVp 7.51 ± 0.10 , 70 kVp 7.29 ± 0.171 로 분석되었다. 복부 대동맥 구역에서도 모든 관전압에서 DLIR 영상이 가장 우수하였으며 이때 CNR은 100 kVp 17.15 ± 0.04 , 80 kVp 14.77 ± 0.09 , 70 kVp 14.91 ± 0.10 로 분석되었다. 그리고 콩팥 구역은 모든 관전압에서 DLIR 영상이 가장 우수하였으며 이때 CNR은 100 kVp 6.94 ± 0.07 , 80 kVp 6.48 ± 0.08 , 70 kVp 6.45 ± 0.12 로 분석되었다.

Table 2. SNR analysis according to changes in kVp and reconstruction technique

SNR				
Region	kVp	FBP	ASIR-V	DLIR
Liver	100	5.22 ± 0.05	5.19 ± 0.11	5.46 ± 0.07
	80	5.15 ± 0.14	5.08 ± 0.14	5.31 ± 0.10
	70	5.14 ± 0.23	5.11 ± 0.21	5.29 ± 0.11
Abdominal aorta	100	10.42 ± 0.09	11.32 ± 0.05	11.95 ± 0.10
	80	9.92 ± 0.18	10.72 ± 0.09	11.02 ± 0.09
	70	9.18 ± 0.14	10.15 ± 0.13	10.91 ± 0.14
Kidney	100	4.30 ± 0.05	6.17 ± 0.07	6.32 ± 0.05
	80	4.34 ± 0.11	5.18 ± 0.10	5.02 ± 0.11
	70	4.13 ± 0.15	5.10 ± 0.19	5.15 ± 0.14

Table 3. CNR analysis according to changes in kVp and reconstruction technique

CNR				
Region	kVp	FBP	ASIR-V	DLIR
Liver	100	7.17 ± 0.10	7.46 ± 0.13	7.83 ± 0.07
	80	7.08 ± 0.15	7.29 ± 0.14	7.51 ± 0.10
	70	6.99 ± 0.21	7.07 ± 0.21	7.29 ± 0.17
Abdominal aorta	100	15.08 ± 0.11	15.82 ± 0.08	17.15 ± 0.04
	80	13.92 ± 0.14	14.02 ± 0.08	14.77 ± 0.09
	70	13.88 ± 0.20	12.95 ± 0.11	14.91 ± 0.10
Kidney	100	6.67 ± 0.06	6.53 ± 0.04	6.94 ± 0.07
	80	6.07 ± 0.12	6.20 ± 0.06	6.48 ± 0.08
	70	6.27 ± 0.17	6.44 ± 0.18	6.45 ± 0.12

3.3 SSIM 분석

100 kVp, FBP 적용 SSIM 지수 1을 기준으로 구조적 유사도를 분석한 결과 Table 4에서 보는 바와 같이 간 구역 100 kVp DLIR 적용 영상 0.974, 복부 구역 100 kVp DLIR 적용 영상 0.927, 콩팥 구역 100 kVp DLIR 적용 영상 0.970의 SSIM 지수로 분석되어 모든 구역에서 100 kVp, DLIR 영상이 기존 100 kVp, FBP 적용 영상과 구조적 유사도가 높은 것으로 평가되었다.

Table 4. Comparison of dose according to changes in kVp

SSIM				
Region	kVp	FBP	ASIR-V	DLIR
Liver	100	1.000	0.912	0.974
	80	0.881	0.875	0.891
	70	0.679	0.721	0.779
Abdominal aorta	100	1.000	0.909	0.927
	80	0.872	0.899	0.908
	70	0.841	0.844	0.869
Kidney	100	1.000	0.966	0.970
	80	0.914	0.931	0.952
	70	0.894	0.895	0.904

4. 고찰

독일의 물리학자 빌헬름 콘트라 뢰트겐은 1895년 연구 과정에서 우연히 X-선을 발견한다. 이후 의료분야와 산업 분야 등에서 X-선을 이용한 기술이 발전하여 현재에 이르고 있다. X-선은 양날의 검과 같이 활용 분야와 정도에 따라 긍정적 또는 부정적 효과가 나타난다. 특히 의료분야에서는 X-선 장치 외 인체의 횡단면을 우수한 분해능으로 구현 가능한 CT 장치가 대표적이며 2000년 이후 급속히 보편화 되었고, 2006년 약 6천만 건으로 매년 약 10% 이상 증가하여 현재에 이르고 있다[6]. 하지만 소아 CT 검사 시 성인보다 방사선 감수성이 높아 동일 선량 노출 시 성인보다 암 발생 확률이 매우 높다고 한다. 그 이유는 활발한 세포분열이 방사선 민감도를 높이며 물리학적 피폭에도 소아는 생물학적 효과가 더 크다고 한다[7]. 따라서 다른 장기보다 방사선 민감도가 높은 장기들이 많이 분포하고 있는 복부 CT 검사 시 엄격한 관리가 필요하다. 임상에서 소아 CT 검사 선량을 낮추기 위해 저 관전압 적용, 알고리즘 변경 적용, 차폐체 활용을 통한 방어 등 다양한 방법이 활용되고 있다[8]. 본 연구에서는 이러한 기존 방

법 외 최근 낮은 선량 적용에도 우수한 영상 구현이 가능한 인공지능 기반 인공 신경망으로 학습시킨 DLIR 기술을 적용한 것이다. 이 기술은 최근 개발되어 일부 검사에 활용하고 있으며 Yeo 등이 발표한 “딥러닝 기반 영상 재구성 엔진을 사용하여 얻은 복부 CT와 적응형 통계적 반복 재구성을 사용한 CT 비교 평가” 결과를 보면 DLIR은 감소된 방사선량에서 향상된 영상 품질과 노이즈를 감소시켜 우수한 화질을 제공한다고 하였고, 특히 복부와 같이 대조도 분해능이 우수해야 하는 부위에서 유용성이 크다고 하였다. 이처럼 다양한 논문에서 DLIR 기법의 적용은 기존 FBP보다 선량을 줄이며 유사한 화질의 CT 영상 구현이 가능하다고 발표하였다[9]. 또한, Park 등에 의하면 DLIR 적용은 기존 스캔 프로토콜인 FBP 보다 약 14.49 mGy 감소시키는 효과가 있다고 발표하였다[10]. DLIR 기술은 동시에 수백만 개의 매개변수 적용으로 훈련된 벤더 별 심층 컨볼루션 신경망 기반의 기술을 적용하여 우수한 영상 재구성이 가능하다고 발표하고 있다. 딥러닝 기술은 최근에 잡음 텍스처를 변경하거나 해부학적 구조에 영향을 주지 않고 영상의 잡음을 억제하면서 CT 영상을 재구성할 수 있는 큰 잠재력을 보여 줄 수 있어 임상에서 많이 활용하고 있다고 한다[11-13]. 연구결과에 의하면 관전압 변화에 따른 알고리즘 변화는 선량 감소에 영향을 미치며 상대적으로 높은 관전압에서 알고리즘 변화적용은 화질을 유지하면서 선량 감소 효과에 의미가 있다는 것을 알 수 있었다. 그리고 화질평가 결과에 의하며 동일 관전압에서 DLIR 기법 적용 시 SNR, CNR이 모두 우수하였고 SSIM 지수 분에서도 SSIM 지수가 1에 근사한 결과를 도출할 수 있었다. 소아 복부 검사 시 CT 장치의 활용은 우수한 영상 분해능 구현, 빠른 검사를 통해 진단 및 치료 정보제공 측면에서는 매우 유용하다[14]. 하지만 방사선 피폭 없이는 질병에 대한 정보를 얻을 수 없으므로 이러한 문제를 해결하기 위한 다양한 연구가 필요하다. DLIR 기법은 기존 성인 복부 검사와 소아 흉부 CT 등에서 그 유용성을 인정받고 있어 이번 연구도 당면과제 해결에 도움이 될 것으로 생각된다[15]. 그리고 인체 실험이 아닌 팬텀 실험결과로 본 연구결과를 바탕으로 다양한 연령대와 체구의 소아를 대상으로 시행하는 임상시험이 필요하다. 비록 소아 팬텀을 이용한 연구지만 다양한 CT 선량 감소 선행연구 결과와 현재 임상에서 적용하고 있다는 점은 소아 복부 CT 검사적용에 있어 본 연구결과와 적용도 의미가 있을 것으로 판단되며 특히 화질 적인 측면도 고려하며 검사 선량을 현재보다 낮출 수 있다는 점에서 매우 의미 있는 연구결과라고 생각된다.

5. 결론

소아 복부 CT 검사 시 DLIR 기법 적용은 검사 선량을 낮추면서 현재 임상 영상과 가장 유사하고 우수한 화질의 영상 구현 가능성을 연구결과를 통해 알 수 있었다. 향후 다양한 연령대와 체구의 소아를 대상으로 임상 연구 등을 통해 더욱 구체적인 결과 도출한다면 임상에서 소아 복부 CT 검사 시 검사 선량 감소에 유용하게 적용할 수 있을 것으로 사료된다.

References

- [1] SP. Power, F. Moloney, M. Twomey, K. James, OJ. O'Connor, MM. Maher. "Computed tomography and patient risk: Facts, perceptions and uncertainties", *World Journal of Radiology*, Vol. 8, No.12, pp.902-915, Dec. 2016
DOI: <https://doi.org/10.4329/wjr.v8.i12.902>
- [2] H. W. Goo. "Pediatric CT: Understanding of Radiation Dose and Optimaization of Imaging Techniques", *Journal of the Korean Radiological Society*, Vol. 52, No. 1, pp.1-5, Jan. 2005.
DOI: <https://doi.org/10.3348/jkrs.2005.52.1.1>
- [3] G. Kim, G. R. Kim, E. S. Lee, H. J. Cho, S. K. Sung, S. Moon, J. H. Kwak. "The Evaluation of Dose Reduction and Quality of Images According to 80 kVp of Scan Mode Change in Pediatric Chest CT", *The Journal of the Korea Contents Association*, Vol. 19, No. 8, pp.284-292, 2019.
DOI: <https://doi.org/10.5392/JKCA.2019.19.08.284>
- [4] 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.1-11, Sept. 2019.
DOI: <https://doi.org/10.1001/jamanetworkopen.2019.10584>
- [5] F. Malchairl, C. Maccia, "Practical advices for optimal CT scanner dose in children", *Radioprotection*, Vol. 55, No. 2, pp.117-122, April-June. 2020.
DOI: <https://doi.org/10.1051/radiopro/2020046>
- [6] J. R. Seon, S. J. Yoo, "Study of radiation exposure on human body using of Computed Tomography", *Journal of Korea Safety Management & Science*, Vol. 17, No. 4, pp.193-198, Dec. 2015.
DOI: <http://dx.doi.org/10.12812/ksms.2015.17.4.193>
- [7] P-L. Khong, H. Ringertz, V. Donoghue, D. Frush, M. Rehani, K. Applegate and R. Sanchez, "Radiological Protection in Paediatric Diagnostic and Interventional Radiology", *Radiation Protection Dosimetry*, Vol. 155, No. 3, pp.380-387, June. 2013.
DOI: <https://doi.org/10.1093/rpd/nct154>

- [8] E. Nagy, S. Tschauner, C. Schramek, C. Schramek, E. Sorantin, "Paediatric CT made easy", *Pediatr Radiology*, Vol. 53, pp.581-588, Nov. 2023.
DOI: <https://doi.org/10.1007/s00247-022-05526-0>
- [9] Y. J. Yoo, I. Y. Choi, S. K. Yeom, S. H. Cha, Y. S. Jung, H. J. Han, E. Shim, "Evaluation of Abdominal CT Obtained Using a Deep Learning-Based Image Reconstruction Engine Compared with CT Using Adaptive Statistical Iterative Reconstruction" *J Belg Soc Radiol*. Vol. 106, No. 1, Apr. 2022
DOI: <https://doi.org/10.5334/jbsr.2638>
- [10] H. J. Park, S. Y. Choi, J. E. Lee, S. H. Lim, M. H. Lee, B. H. Yi, J. G. Cha, J. H. Min, B. R. Lee, Y. S. Jung, "Deep learning image reconstruction algorithm for abdominal multidetector CT at different tube voltages" *Eur Radiol* Vol. 32, pp.3974-3984 Jan. 2022.
DOI: <https://doi.org/10.1007/s00330-021-08459-8>
- [11] 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, April. 2019.
DOI: <https://doi.org/10.1007/s00330-019-06170-3>
- [12] C. T. Jensen, X. Liu, E. P. Tamm, A. G. Chandler, J. Sun, A. C. Morani, S. Javadi, N. A. Wagner, "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, Jul. 2020.
DOI: <https://doi.org/10.2214/ajr.19.22332>
- [13] 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, April. 2019.
DOI: <https://doi.org/10.1007/s00330-019-06183-y>
- [14] H. Yoon, J. Kim, HJ. Lim, MJ. Lee, "Image quality assessment of pediatric chest and abdomen CT by deep learning reconstruction". *BMC Med Imaging*. Vol. 21, No. 1, pp. 146-153, Oct. 2021.
DOI: <https://doi.org/10.1186/s12880-021-00677-2>
- [15] J.A. van Stiphout, J. Driessen, L.R. Koetzier, B. Lara. Ruules, J. Martin, Willeminck, W. T. Jan, Heemskerk, J. Aart, van der Molen, "The effect of deep learning reconstruction on abdominal CT densitometry and image quality: a systematic review and meta-analysis". *European Radiology*, Vol. 32, pp.2921-2929, Dec. 2022.
DOI: <https://doi.org/10.1007/s00330-021-08438-z>

김 현 주(HyeonJu Kim)

[정회원]



- 2015년 2월 : 순천향대학교 대학원 의료과학과 (공학박사)
- 2001년 3월 ~ 2016년 6월 : 순천향대학교 부천병원 영상의학과
- 2016년 7월 ~ 현재 : 동남보건대학교 방사선학과 교수

<관심분야>

의료영상처리, 의료공학, 방사선 생물학, 방사선 방호