

이기종 도메인 인코더-디코더 기반 희소류 CT 영상 복원 기법

정세연¹, 한요섭^{1,2}

¹승실대학교 정보통신공학과

²승실대학교 지능형반도체학과

seyeonj@soongsil.ac.kr, *yoseob.han@ssu.ac.kr

Sparse-view CT Reconstruction via Heterogeneous Domain Encoder-Decoder Network

Seyeon Jeong¹, Yoseob Han^{1,2}

¹School of Information and Communication Engineering, Soongsil University

²Department of Intelligent Semiconductors, Soongsil University

요약

본 논문에서는 희소류 CT 영상에서 발생하는 선형 아티팩트 문제를 해결하기 위해 교차 도메인 기반의 딥러닝 구조인 P2I-Net 을 제안한다. 본 구조는 투영 도메인 인코더와 영상 도메인 디코더를 CT 물리 모델 기반의 전이 연산자(Radon 역변환)로 연결하여, 기존 이중 도메인 네트워크의 구조적 중복을 제거하고 연산 효율을 향상시킨다. 실험 결과, 제안된 P2I-Net 은 기존 단일 및 이중 도메인 네트워크 대비 적은 파라미터 수로도 우수한 복원 성능을 달성하였으며, 희소류 상황에서도 구조 보존 및 아티팩트 제거에 효과적임을 확인하였다.

I. 서 론

X 선 단층촬영(CT)은 정밀한 진단 영상 제공이 가능하지만, 방사선 노출이 수반된다는 문제로 인해 저피폭 기술의 필요성이 증가하고 있다. 이에 따라 투사 수를 줄여 피폭을 줄이는 희소류 CT 가 주목받고 있다. 하지만 투사 수가 부족할 경우 영상 재구성 시 선형 아티팩트(streaking artifact)가 심각하게 발생한다[1].

기존에는 이미지 또는 투영 도메인에서 각각 딥러닝 모델을 적용하는 단일 도메인 접근법이 주로 사용되었으며, 이후 두 도메인을 순차적으로 연결한 이중 도메인 구조가 제안되어 성능 향상을 이루었다[2][4][5]. 그러나 이중 도메인 구조는 인코더-디코더 구조의 중복 사용으로 인해 학습 파라미터가 두 배로 증가하고 연산 비용이 높아지는 단점이 있다.

이를 해결하기 위해, 본 논문에서는 CT 의 물리적 특성을 활용하여 투영 도메인 인코더와 영상 도메인 디코더를 직접 연결하는 교차 도메인 네트워크(P2I-Net)를 제안한다[4].

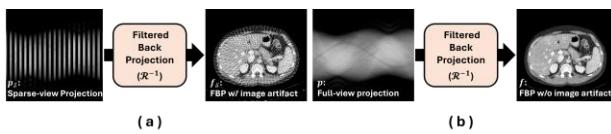


Figure 1. (a) 완전 투영 영상
(b) 불완전한 투영 영상에 의해 복원된 영상

II. Projection-to-Image Network (P2I-Net) 구조

본 논문에서 제안하는 P2I-Net(Projection-to-Image Network)은 투영 도메인과 영상 도메인 사이의 물리적 연산 관계를 기반으로 한 교차 도메인 딥러닝 구조로, 기존 단일 도메인 및 이중 도메인 네트워크의 단점을 보완한다.

기존의 단일 도메인 네트워크(uni-domain DL)는 투영 도메인(P2P) 또는 영상 도메인(I2I) 중 한쪽에서만 학습이 이루어져 도메인 간 정보 손실이 발생할 수 있으며, 이중 도메인 네트워크(dual-domain DL)는 두 도메인을 순차적으로 처리하면서 인코더-디코더 구조가 중복되어 학습 파라미터와 연산량이 증가하는 한계가 존재한다.

이에 반해, P2I-Net 은 하나의 인코더와 하나의 디코더만을 사용하면서도 도메인 간 연속성을 유지하며, 효율적으로 복원 성능을 향상시킨다.

제안된 P2I-Net 은 다음과 같은 구조로 구성된다.

- **투영 도메인 인코더 (EP):** 투사 데이터의 잡음을 억제하고 표현을 추출
- **영상 도메인 디코더 (DI):** Radon 역변환(R^{-1})을 통해 영상 도메인으로 전이된 표현을 바탕으로 CT 영상을 복원
- **도메인 전이 연산자 (RT):** 물리 기반 CT 연산자로 두 도메인을 연결

기존 이중 도메인 구조에서는 두 개의 네트워크를 순차적으로 사용하였지만, 제안된 P2I-Net은 하나의 인코더와 디코더만으로 구성되어 학습 파라미터가 절반으로 줄어들며, 연산 효율성이 크게 향상된다.

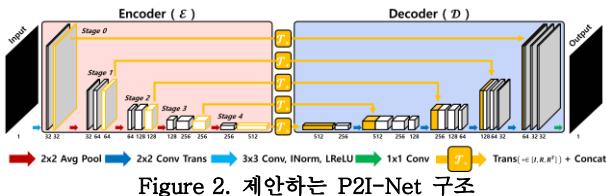


Figure 2. 제안하는 P2I-Net 구조

III. 데이터셋 및 실험 환경

학습 데이터로는 AAPM Low-dose CT Grand Challenge 데이터를 사용하여 전체뷰인 768 views 대비 희소뷰(96, 128, 192, 256, 384 views) 조건에서 실험을 수행하였다. 성능 평가지표로는 PSNR, SSIM, NRMSE를 사용하였다.

IV. 실험 결과

그림 3는 다양한 기법을 적용하여 복원한 결과를 시각적으로 비교한 것이다. 특히, 희소뷰 조건 하에서 FBP는 강한 선형 잡음(streaking artifact)을 포함하고 있었으며[3], MBIR은 과도한 스무딩(smoothing)으로 인해 질감 정보가 소실되었다[1]. 딥러닝 기반 방법 중 I2I-Net 및 P2P-Net은 각각의 도메인 특성에 따라 잡음 억제에는 효과적이었으나, 아티팩트 제거에는 한계를 보였다[4][5].

반면, 제안된 P2I-Net은 PSNR 측면에서 기존 Dual-domain 네트워크보다 평균 0.3~0.5 dB 이상 향상되었으며 디테일이 잘 유지되었으며 가장 높은 구조 유사도(SSIM)를 보여준다.

특히 영상 디코더를 사용하는 구조의 이점으로 인해, 텍스처 보존과 선명도 유지 측면에서 우수한 성능을 확인할 수 있었다. 또한 학습 파라미터 수가 Dual-domain 네트워크의 절반에 불과하여 연산 효율성 면에서도 탁월함을 입증하였다[2][4].

V. 결론

본 논문에서는 희소뷰 CT 영상 복원을 위한 새로운 교차 도메인 딥러닝 프레임워크인 P2I-Net을 제안하였다. 본 구조는 투영 도메인 인코더와 영상 도메인 디코더를 Radon 역변환으로 연결함으로써, 중복된 네트워크 구조없이 높은 복원 성능을 달성한다.

ACKNOWLEDGMENT

This work was supported by the IIITP(Institute of Information & Communications Technology Planning & Evaluation)-ITRC(Information Technology Research Center) grant funded by the Korea government(Ministry of Science and ICT)(IIITP-2025-RS-2020-II201602)

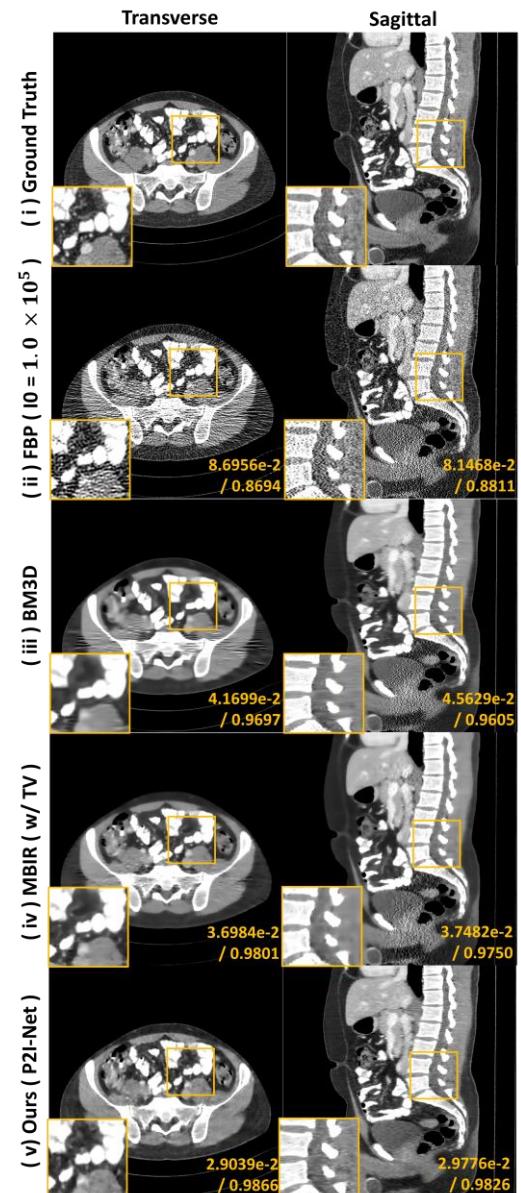


Figure 3. 다양한 기법에 의해 복원된 영상.
오른쪽 하단은 NRMSE/SSIM.

참고 문헌

- [1] D. J. Brenner and E. J. Hall, "Computed tomography—an increasing source of radiation exposure," *N. Engl. J. Med.*, vol. 357, pp. 2277– 2284, 2007.
- [2] J. C. Ye et al., "Deep convolutional framelets: A general deep learning framework for inverse problems," *SIAM J. Imaging Sci.*, vol. 11, no. 2, pp. 991– 1048, 2018.
- [3] S. Basu and Y. Bresler, " $O(N^2 \log N)$ filtered backprojection reconstruction algorithm for tomography," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 9, no. 10, pp. 1760– 1773, 2000.
- [4] Z. Han et al., "Low-dose CT reconstruction using cross-domain deep learning with domain transfer module," *Phys. Med. Biol.*, vol. 70, no. 6, 065014, 2025.
- [5] M. Lee et al., "Hierarchical decomposed projection-domain deep learning for sparse-view CT reconstruction," *Proc. KIITS*, pp. 1– 4, 2024