

투영 영상의 계층적 분해 기반 인공지능망을 활용한 희소뷰 CT 영상의 복원에 관한 연구

이정민^{1*}, 정민교^{1*}, 한요섭^{1,2}

¹ 숭실대학교 전자정보공학부

² 숭실대학교 지능형반도체학과

peter8366@soongsil.ac.kr, pigminky@soongsil.ac.kr, yoseob.han@ssu.ac.kr

Hierarchical Decomposed Projection-domain Deep Learning for Sparse-view CT Reconstruction

Jung Min Lee^{1*}, Min Kyo Jung^{1*}, Yoseob Han^{1,2}

¹School of Electronic Engineering, Soongsil University

²Department of Intelligent Semiconductors, Soongsil University

요약

본 논문은 깊은 합성곱 프레임렛 (deep convolutional framelet; DCF) 이론의 낮은 계수 특성과 주파수 영역에서 시노그램 (sinogram) 의 나비벡타이 영역 (bowtie support) 를 이용하여 투영 도메인 인공지능망 (projection-domain neural network) 에서의 성능향상을 이론적으로 검증하였다. 또한, 낮은 계수의 정도에 따라 성능이 향상됨을 실험적으로 보여줌과 동시에, 해석적 복원 기법 (analytic method) 및 반복적 복원 기법 (iterative method), 그리고 영상 도메인 인공지능망 (image-domain neural network) 과 비교하여 제안한 기법이 우수한 복원 성능을 보임을 확인하였다.

I. 서론

X 선 단층 촬영 영상 (X-ray computed tomography; X-ray CT) 는 고품질 및 고해상도의 영상을 생성할 수 있는 의료 영상 장비이다. 하지만, X 선으로 인한 방사선 노출은 암 발생 위험을 증가시키는 요인 중 하나이다[1]. 이를 해결하기 위한 방법으로 방사선의 피폭량을 줄일 수 있는 다양한 X-ray CT 시스템이 개발되었다[2]. 그 중, 희소뷰 단층촬영 영상 (sparse-view CT) 는 획득하는 투영 영상 (projection data) 를 줄임으로써 방사선 피폭량을 감소시키지만, 불완전한 투영 영상으로 인해 해석적 복원 기법을 통해 복원된 영상은 선형 잡음 (streaking artifact) 로 인한 심각한 영상 열화를 겪게 된다. Figure 1(b) 와 같은 영상 열화를 복원하기 위하여, 모델 기반 반복적 복원 기법 (Model-based iterative reconstruction; MBIR) 이 고안되었지만 느린 복원 속도와 낮은 복원 품질을 보여주었다. 하지만, 최근 인공지능망 기술의 도입으로 인하여, 단층 촬영 영상 (CT) 및 자기 공명 영상 (Magnetic Resonance Imaging; MRI) 과 같은 다양한 의료 장비의 영상 복원 속도와 품질이 매우 향상되었다.

하지만, X-ray CT 장비의 획득 데이터는 투영 도메인이지만, 대부분의 인공지능망 기반 영상 복원 기법은 영상 도메인 인공지능망을 채택하고 있다. 이와 같은 방식은 X-ray CT 시스템이 갖는 수학적 이론과 차이가 있기 때문에, 복원 (reconstruction) 보단 복구 (restoration) 에 가깝다. 본 연구는 희소뷰 CT 영상을 고품질 및 고해상도 영상으로 복원하기 위해 영상 도메인 인공지능망이 아닌 투영 도메인 인공지능망을 제안하였다. 더불어, 인공지능망의 수학적 이론인 깊은 합성곱 프레임렛 이론[3]과 주파수 영역에서 투영 영상이 갖는 특성인 나비벡타이 영역 특성[4]을 결합함으로써 지속적인 성능향상이 가능한 투영 영상의 계층적 분해 기반 인공지능망을 제안한다.

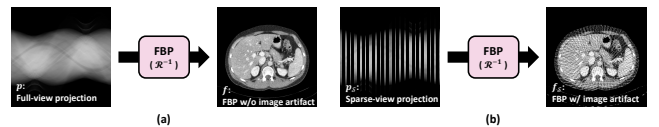


Figure 1 (a) 완전한 투영 영상 및 (b) 불완전한 투영 영상에 의해 복원된 영상.

*These authors contributed equally to this work.

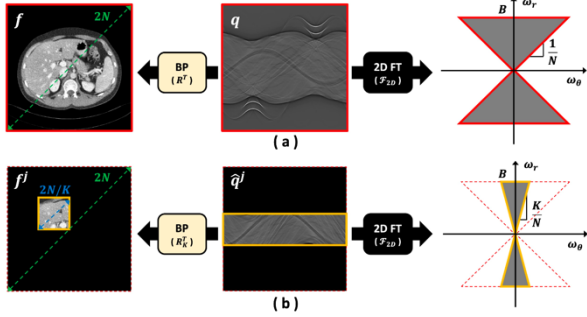


Figure 2 (a) 전체 투영 영상 및 (b) 분할된 투영 영상에 대한 주파수 도메인 영역.

II. 본론

깊은 합성곱 프레임렛 이론[3]은 전통적인 신호처리 기법과 인공지능망의 동작을 수학적으로 증명한 이론이다. 특히, 깊은 합성곱 프레임렛 이론은 주어진 신호 f 에 대한 한켈 구조 행렬 (Hankel structured matrix) $H(f)$ 의 낮은 계수 제약 (low rank constraint) 이 적용된 회귀 문제 (regression problem) 를 아래와 같이 제안하였다.

$$\arg \min_{f \in \mathbb{R}^n} \|f - \bar{f}\|^2$$

$$\text{subject to } \text{RANK}_{\mathcal{H}_d}(\bar{f}) = r < d,$$

이때, n 은 신호의 길이, r 은 한켈 구조 행렬의 계수, 그리고 d 는 매트릭스 랭크 변수 이다. 그리고, 낮은 계수 제약을 기반으로 하는 위의 회귀 문제에서 낮은 계수 r 가 주파수 도메인에서의 영이 아닌 요소의 개수임을 보였다.

$$\text{RANK}_{\mathcal{H}_d}(\bar{f}) = \text{COUNT}(\mathcal{F}(\bar{f}) \neq 0).$$

이를 통해, 인공지능망의 구조가 고정되어 있을 때, 인공지능망의 성능 향상에 가장 중요한 요소는 주파수 도메인에서 신호의 영이 아닌 요소의 개수임을 알 수 있다.

투영 영상은 주파수 도메인에서 나비넥타이 영역 (bowtie support) 을 갖는다. 특히, 분할된 투영 영상을 Figure 2 (b) 와 같이 더 좁은 나비넥타이 영역 특성을 갖는다.

투영 영상의 나비넥타이 영역 특성은 계층적으로 더 높은 수준의 분할이 적용될수록 더 좁은 나비넥타이 영역 특성을 나타내기 때문에, 깊은 합성곱 프레임렛 이론이 요구하는 주파수 도메인에서의 영이 아닌 요소의 수를 더욱 줄일 수 있음을 알 수 있다. 따라서, 본 연구에선 투영 영상에 대하여 높은 차수의 계층적 분할을 적용함으로써 낮은 계수 특성을 강조하였으며, 강조된 낮은 계수 특성을 갖는 투영 영상을 인공지능망에 학습 시킴으로써 그 복원 성능을 향상시킬 수 있었다.

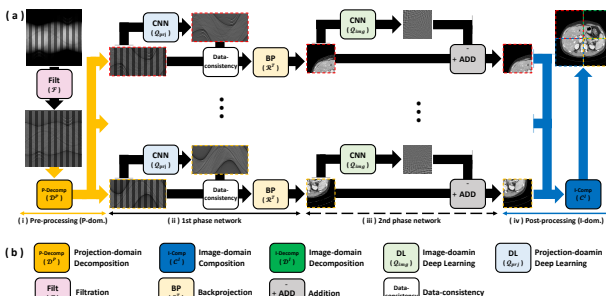


Figure 3 (a) 투영 영상의 계층적 분해 기반 인공지능망 구조. (b) 사용된 연산자.

III. 구현

Figure 3 은 투영 영상의 계층적 분해 기법과 인공지능망 구조가 결합된 모식도를 보여준다. 전체 투영 영상을 D^p 연산자를 통해 계층적 분해가 수행되며, 분해된 투영 영상은 투영 도메인 인공지능망을 통과한다. 이를 통해, 분해된 최소부 영영 영상은 복원될 수 있다. 이후, 역투영 연산자 R^T 에 의하여 영상 도메인으로 전환되며, 남은 영상 열화를 개선하기 위해 영상 도메인 인공지능망이 적용된다. 마지막으로 분해된 형태로 복원된 영상은 C^1 연산자를 통해 다시 전체 영상으로 통합된다.

IV. 결론

Figure 4 는 다양한 복원 기법에 복원된 결과를 보여준다. 전통적인 복원 기법인 MBIR 의 경우 복원 결과에 선형잡음이 남아있을 뿐만 아니라, 질감이 사라졌다. 반면, 영상 도메인 인공지능망은 질감은 유지했지만, MBIR 과 마찬가지로 선형잡음이 남아 있다. 하지만, 제안한 기법은 선형잡음도 깨끗하게 제거했을 뿐만 아니라, 질감도 잘 보존하는 것을 알 수 있다.

Figure 5 는 계층적 분해 수준에 따른 (a) 영상 도메인 및 (b) 투영 도메인 인공지능망의 복원 성능을 보여준다. 앞서 언급한 것과 같이, 제안하는 기법은 분해 수준이 높아짐에 따라 그 복원 성능이 향상되는 것을 (iv) PSNR profiles 를 통해 확인할 수 있다.

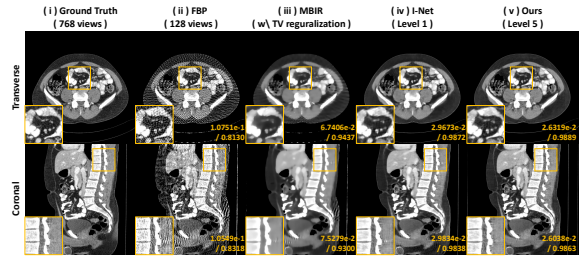


Figure 4 다양한 기법에 의해 복원된 영상. 오른쪽 하단엔 NRMSE/SSIM 이 적혀 있음.

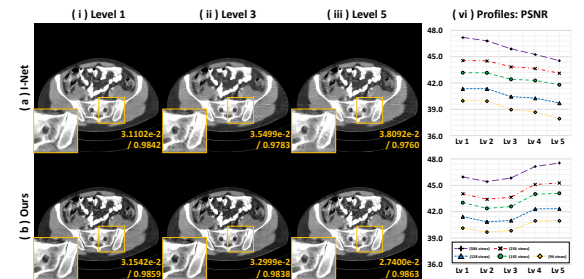


Figure 5 계층적 분해 수준에 의해 복원된 영상. 오른쪽 하단엔 NRMSE/SSIM 이 적혀 있음.

참고 문헌

- [1] Shah, N. B., "ALARA: is there a cause for alarm? Reducing radiation risks from computed tomography scanning in children," Current opinion in pediatrics, 2008.
- [2] Nuyts, J., "Modelling the physics in the iterative reconstruction for transmission computed tomography," Physics in Medicine & Biology, 2013.
- [3] Ye, J. C., "Deep convolutional framelets: A general deep learning framework for inverse problems," SIAM Journal on Imaging Sciences, 2018.
- [4] Basu, S., "O(N/sup 2/log/sub 2/N) filtered backprojection reconstruction algorithm for tomography," IEEE TIP, 2000.