

보이지 않는 영역의 재구성에 관한 연구: 9-뷰 CT-EDS에서의 딥 뉴럴 네트워크 기반 3차원 영상화

정민교¹, 한요섭^{1,2}

¹ 숭실대학교 정보통신공학부

² 숭실대학교 지능형반도체학과

pigminkyo@soongsil.ac.kr, yoseob.han@ssu.ac.kr

Reconstructing the Unseen: Deep Neural Networks for 3D Imaging in 9-View CT-EDS

Min Kyo Jung¹, Yoseob Han^{1,2}

¹Department of Information and Telecommunication Engineering Soongsil University

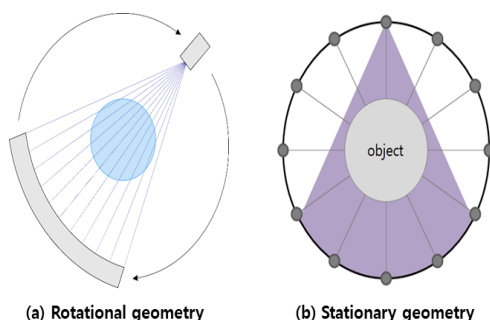
²Department of Intelligent Semiconductors, Soongsil University

요약

본 논문은 9-뷰 고정형 CT-EDS (Explosive Detection System)을 활용한 실제 3D 이미지 데이터가 없는 상황에서 미측정 시노그램 데이터 분포를 효과적인 학습을 돕는 UMC(Un-Measured Collecting) 방법을 제안하였다. 이를 통해 인공지능 모델이 전체 뷰의 시노그램을 안정적으로 생성하여 기존 방법보다 우수한 복원 성능을 가져옴을 확인하였다.

I. 서론

현대의 의료 영상 분야에서 사용되는 전통적인 X 선 CT 시스템은 고정된 피사체를 중심으로 X 선 소스와 디텍터를 회전시키는 회전형(rotationary geometry) 구조([그림 1-(a)])를 주로 채택한다. 하지만 회전형 시스템을 대규모 수하물 검사가 이루어져서 연속적인 구동이 필요한 공항에서 사용하는 것은 기구부에 큰 부담을 주며, 기기의 내구성이 저하하고 유지 비용이 증가하는 측면에서 한계를 드러낸다. 이러한 문제점을 극복하기 위해 최근에는 고정형(stationary geometry) ([그림 1-(b)])기반의 희소뷰(sparse-view) CT 시스템이 제안되고 있다. 고정형 구조에서는 회전 부품 없이 여러 개의 고정된 X 선 소스와 디텍터를 사용하므로, 수하물이 컨베이어 벨트를 따라 이동하는 동안에도 연속적인 촬영이 가능하다. 하지만 고정형 구조는 회전형 구조와 달리 전체 뷰 투영 영상을 획득하기 어렵다. 특히 제안된 시스템의 경우 9 view 투영 이미지만 확보되는 상황이다. 이처럼 투영 데이터가 제한된 상태에서 역투영 기법(Filtered Back-Projection, FBP)과 같은 해석적 복원 기법을 적용하면 선형 잡음(linear artifacts)이 나타나며, 결과적으로 영상 품질이 저하된다.

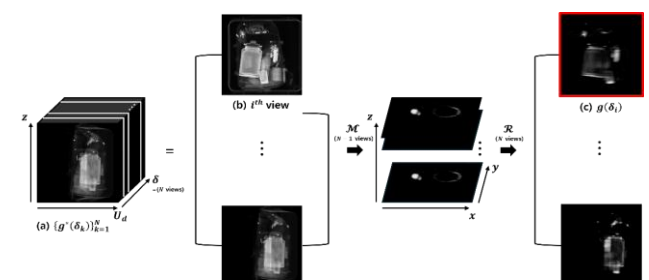


[그림 1] 회전형 및 고정형 CT geometry

이러한 한계점을 극복하기 위해 최근에는 인공지능망을 활용한 영상 복원 방법도 주목을 받고 있다. 딥러닝 기반 방법은 기존 FBP 기법에서 발생되었던 선형 잡음을 완화하고, 빠른 복원 속도를 가져 실시간 수준의 복원을 요하는 산업에서 적용할 수 있는 가능성을 제시한다. 이를 토대로 [1]은 희소 뷰 투영 데이터는 존재하지만 3D 볼륨 형태의 실제 이미지 데이터가 없는 상황에서 효과적으로 3D 볼륨을 복원할 수 있는 새로운 패러다임을 제시한다. 하지만 [1]에서는 시노그램 도메인의 모델이 측정된 위치의 희소 뷰만 가지고 학습을 진행하였기 때문에 전체 뷰를 추론할 때 정보의 비약이 일어난다. 즉, 인공지능 모델 학습 시 미측정된 나머지 뷰에 대한 분포가 제대로 학습되지 않아서 추론이 올바르게 이루어지지 않았다고 볼 수 있다.

이와 같은 상황을 해결하기 위해 본 논문에서는 희소 뷰 상황에서의 새로운 데이터 재구성 기법인 UMC를 제안한다. 이는 주어진 측정된 시노그램 데이터를 활용해서 미측정된 뷰에 대한 데이터를 생성하는 기법이다. 이를 사용하여 학습한 인공지능 모델은 보지 못한 뷰에 대한 시노그램 데이터를 효과적으로 생성하여 복원 성능 향상을 주도한다.

II. 본론

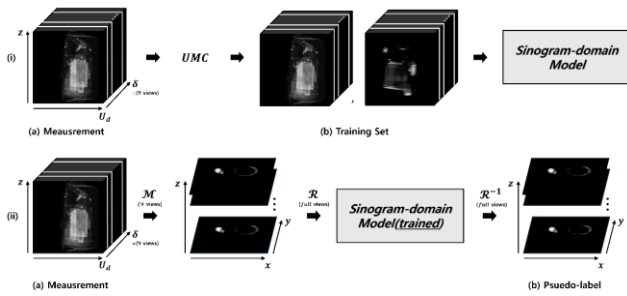


[그림 2] UMC 과정

[그림 2]에는 본 연구에서 제안한 UMC 기법의 모식도를 보여준다. 주어진 총 회소 뷰 수를 N 이라 하고, N 개의 각도(δ)에서 측정된 시노그램 데이터는 [그림 2-(a)]에 묘사 되어있다. i 번째 뷰([그림 2-(b)])를 제외한 $N-1$ 뷰만 가지고 모델 기반 반복적 복원 기법(Model Based Iterative Reconstruction, MBIR)(M) 기법을 적용한 후, 이를 측정된 데이터의 δ 에 맞게 다시 투영연산자 R 을 적용하면 미측정된 상황에서의 i 번째 뷰에 대한 데이터 $g(\delta_i)$ ([그림 2-(c)])는 아래와 같이 나타낼 수 있다.

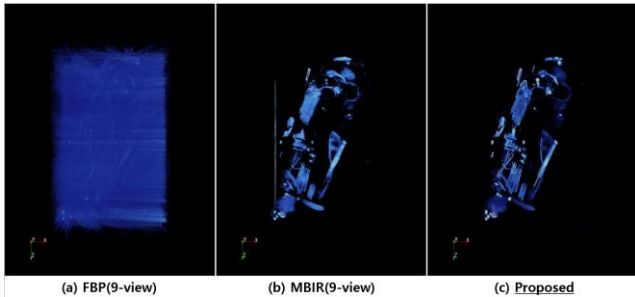
$$\{g(\delta_j)\}_{j=1}^N = \mathcal{R}(\mathcal{M}(\{g^*(\delta_k)\}_{k=1}^N \& k \neq i)), \quad g(\delta_i) = \{g(\delta_j) | j = i, i \in N\}$$

이를 모든 뷰에 대해서 반복하면 회소 뷰 상황에서 주어진 δ 에 대해 측정된 데이터와 미측정된 데이터셋을 얻을 수 있다. 기존 방법과 달리 UMC 방법을 사용한 형태의 데이터 짝을 구축할 시, 인공지능 모델은 미측정된 데이터에서 측정된 데이터로의 변환과정을 학습하여 미측정 데이터에 대한 정보손실을 최소화 시킬 수 있다.



[그림 3] 제안한 9-뷰 CT 3D 복원 프레임워크

[그림 3]은 본 논문에서 제안한 회소 뷰 CT 복원 과정을 나타낸다. [그림 3-(i)]은 시노그램 도메인 모델을 학습하는 과정이고, [그림 3-(ii)]는 학습을 마친 모델을 사용하여 실제 사용할 pseudo-label을 제작하는 과정이다. 이때, 시노그램 도메인에서의 인공지능 모델은 확산 기반 생성모델인 DDBM(Denoising Diffusion Bridge Models)[2]을 사용하였다.



[그림 4] 다양한 기법을 통한 복원 결과

[그림 4]는 다양한 복원 기법을 통해 물체를 복원한 결과를 보여준다. 제안한 복원 기법([그림 4-(c)])을 통해 복원한 결과가 해석적 복원기법인 FBP([그림 4-(a)])와 전통적 반복 복원 기법인 MBIR([그림 4-(b)])

보다 이미지의 잡음 뿐만 아니라 물체의 질감면에서도 우수한 복원성능을 보인 것을 알 수 있다.

III. 결론

본 논문에서는 인공지능을 이용한 9-뷰 고정형 CT-EDS 시스템에서의 새로운 복원 알고리즘을 제안한다. 실제 이미지 데이터가 존재하지 않고 투영 데이터가 충분하지 않은 상황임에도 불구하고 UMC(Un-Measured Collecting) 같은 새로운 기법을 기반으로 기존 방법보다 우수한 성능의 복원 결과를 가져올 수 있었다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원-대학 ICT 연구센터(ITRC)의 지원을 받아 수행된 연구임(IITP-2025-RS-2020-II201602)

참 고 문 헌

- [1] Han, Yoseob, Jingu Kang, and Jong Chul Ye. "Deep learning reconstruction for 9-view dual energy CT baggage scanner." arXiv preprint arXiv:1801.01258 (2018).
- [2] Zhou, Linqi, et al. "Denoising diffusion bridge models." arXiv preprint arXiv:2309.16948 (2023).