

# 히스토그램 평탄화 잔차 분석 기반 X-ray 영상의 투과도 평가 기법

허준영<sup>1</sup>, 최현진<sup>2</sup>, 유동연<sup>2</sup>, 선주성<sup>3</sup>, 이정원<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>아주대학교 전자공학과

<sup>2</sup>아주대학교 AI융합네트워크학과

<sup>3</sup>아주대학교 의과대학 영상의학과

aqsw9001@ajou.ac.kr, hjaej2020409@ajou.ac.kr, dongs0125@ajou.ac.kr,  
sunnahn@ajou.ac.kr, jungwony@ajou.ac.kr

## Penetration Evaluation for X-ray Images Based on Residual Analysis of Histogram Equalization

JunYoung Heo<sup>1</sup>, HyeonJin Choi<sup>2</sup>, Dong-Yeon Yoo<sup>2</sup>, Joo-Sung Sun<sup>3</sup>,  
Jung-Won Lee<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>Dept. of Electrical and Computer Engineering, Ajou University

<sup>2</sup>Dept. of AI Convergence Network, Ajou University

<sup>3</sup>Dept. of Radiology, Ajou University Hospital

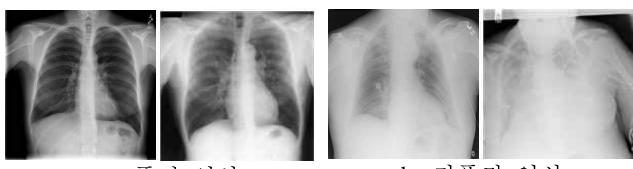
### 요약

X-ray는 촬영 방식의 한계로 진단하기 어려운, 품질 낮은 영상을 다수 발생시킨다. 이러한 저품질 영상은 임상 현장에서의 진단이 어려울 뿐만 아니라, 진단 보조 도구를 개발함에 모델의 성능과 신뢰도를 떨어뜨리는 주요 요소가 된다. 특히 투과도가 낮은 영상은 학습 성능에 악영향을 미친다는 점이 입증된 바 있다. 따라서 본 연구는 투과도가 낮은 영상을 진단에 부적합한 영상으로 정의하여, 이를 분류하는 기법을 제안한다. 제안하는 기법은 민감도 94.9% 특이도 96.0%의 높은 성능을 보였다.

### 1. 서론

일반적으로 AI 모델 개발에 있어, 학습 데이터의 품질은 모델의 신뢰성과 성능을 좌우하는 중요한 요소이다[1]. 그러나 의료 영상은 수집의 어려움이 존재하며, 오픈 데이터 셋은 다양한 환경에서 촬영되어 품질을 보장하기 힘들다. 그중 X-ray는 타 영상(CT 등)에 비해 품질 낮은 영상이 다수 존재한다.

의료 영상의 투과도는 데이터 품질을 좌우하는 중요한 요소이다[2]. 투과도란 촬영된 물체를 통과하여 물체 내부를 볼 수 있는 정도를 말하며, X-ray에서 투과도가 낮은 영상은 병변의 확인 및 진단의 어려움을 초래한다. 그림 1은 품질에 따른 흉부 X-ray 영상의 예시이다. 투과도가 낮은 영상(그림 1(b))은 폐 영역 내 밝기 정보의 확인이 어려우며, 3cm 이하



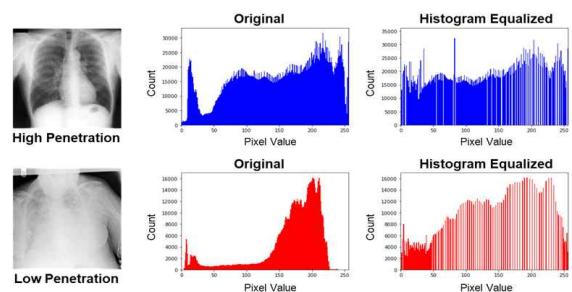
a. 고품질 영상      b. 저품질 영상  
(그림 1) 품질에 따른 흉부 X-ray 영상의 예

밝은 구체로 표현되는 폐 결절 등의 검출이 어렵다.

투과도 불량 영상을 처리하기 위한 연구로는 Scharr filter를 이용하여 골조 경계를 검출함으로써 투과도 불량 여부를 판단하는 기법[3]과 GAN과 U-NET 모델에 기반한 투과도 불량 영상 전처리 기법[4] 등이 제안되었다. 그러나 이러한 선행 연구는 계산 복잡도가 높고, GAN 모델 특성에 따른 학습 불안정성이 존재한다. 따라서 본 연구에서는 통계 분석 기반의 투과도 평가 기법을 제안한다.

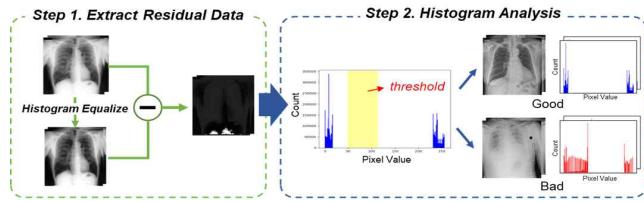
### 2. 의료 영상의 투과도 평가 방법

투과도가 낮은 영상은 폐 내부가 밝게 표현되기에 대부분의 화소(0-255)가 높은 값을 갖는다(그림 2).



(그림 2) 투과도에 따른 히스토그램 분포

이는 히스토그램 평탄화 적용 시, 낮은 값을 갖는 화소 개수가 크게 변화함을 의미한다. 따라서 본 연구는 히스토그램 평탄화에 따른 화소값 변화에 기반한 투과도 평가 기법을 제안한다(그림 3).



(그림 3) X-ray 영상의 투과도 평가 절차

먼저, 원본 영상과 히스토그램 평탄화 결과 영상 간의 차이를 구한다. 잔차 영상의 히스토그램을 보면 낮은 화소값의 분포와 높은 화소값의 분포 두 가지 양상이 보인다. 히스토그램을 보면 투과도에 따라 낮은 화소값의 분포에서 차이가 난다. 따라서 잔차 영상의 히스토그램에 대해 낮은 화소값의 픽셀 수가 0으로 변화하는 지점, 즉, 낮은 화소값의 존재 범위를 평가함으로써 투과도를 판단한다.

### 3. 실험

#### 3.1 데이터셋 사양 분석

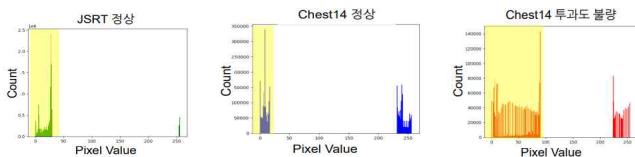
실험에 사용된 데이터셋은 표 1과 같다.

(표 1) 실험에 사용된 데이터셋

데이터셋	분류	개수
JSRT	정상	100
Chest X-ray 14	정상	100
Chest X-ray 14	투과도 불량	200

#### 3.2 히스토그램 평탄화 기반 투과도 불량 평가

평가 기준 설정을 위해 각 100개 영상에 대한 히스토그램 평탄화 잔차 영상을 분석하였다. 그림 4는 각 분류에 해당하는 히스토그램 평탄화 잔차 영상의 시각화 예시이며, 표 2는 어두운 화소의 픽셀 수가 0으로 변화하는 지점의 통계 분석 결과이다.



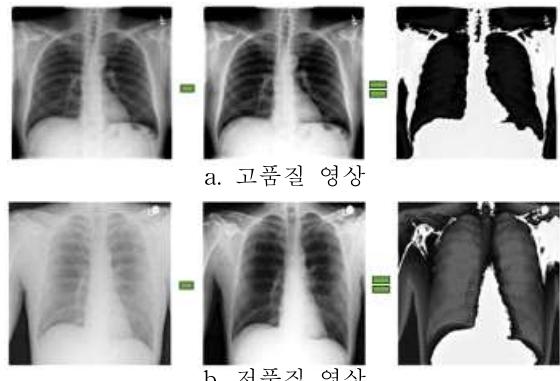
(그림 4) 투과도에 따른 잔차 히스토그램 분포

본 연구는 투과도 불량 영상의 평균으로부터 95% 신뢰구간(50.11–110.63)을 평가 범위로 정의, 신뢰구간 내 화소값을 갖는 영상에 대해 투과도 불량으로 분류하였다(표 2).

(표 2) 화소값의 평균과 표준오차

데이터셋	정상		투과도 불량
	JSRT	Chest14	Chest14
AVG	38.63	17.78	80.37
STD	8.51	12.93	15.44

Chest 14 투과도 불량 및 정상, JSRT 정상 영상으로 실험한 결과, 민감도 94.9%, 특이도 96.0%의 성능을 보였다. 그럼 4는 투과도 분류 결과 예시이다. 고품질 영상(그림 4(a))은 히스토그램 평탄화 잔차 영상에서 검정과 흰색 즉, 화소값이 0–255 범위 양 끝단에 몰려 있으며, 그림 4(b)는 보다 밝은 회색이 다수 분포하는 것을 확인할 수 있다.



(그림 4) 투과도에 따른 분류 결과

#### 4. 결론 및 향후 연구

본 논문은 투과도가 낮은 영상을 흉부 질환 진단에 불량한 영상으로 정의하고, 이를 분류하는 방법을 제안한다. 실험 결과 민감도 94.9% 특이도 96.0%의 성능을 확인하였다. 본 연구는 임상 현장에서 흉부 질병 진단에 어려운 영상을 분류해낼 수 있을 뿐만 아니라, 의료 인공지능 모델을 개발함에 앞서 데이터 품질 평가 기법으로써 적용될 수 있을 것이다.

#### 참고문헌

- [1] Motamedi, Mohammad, et al. "A data-centric approach for training deep neural networks with less data." arXiv preprint arXiv:2110.03613, 2021.
- [2] Siti Nurhajar Rafiqin Roslan, Mohd Zulfaezal Che Azemin, et al. "Comparison of Deep Learning Architectures for CXR Opacity Detection", 11th International Conference on Software and Computer Applications, 2022.
- [3] Caseneuve, Guy, et al. "Chest X-Ray Image Preprocessing for Disease Classification." Procedia Computer Science 192 , 2021, pp 658–665.
- [4] Agarwal, Vertika, et al. "Analysis of Emerging Preprocessing Techniques Combined with Deep CNN for Lung Disease Detection.", 1st International Conference on Technology Innovation and Its Applications 2022, pp 1–6.