

DEA-Net과 BRAU-Net++ 모델을 이용한 X-ray 영상 개선 기법

박원진¹, 김경우², 오예은¹, 이수민¹, 김호준³¹한동대학교 전산전자공학부 학부생²(주)제이피아이헬스케어³한동대학교 전산전자공학부 교수870624david@gmail.com, kimkw@jpi.co.kr, dpdms9322@naver.com,
sumina72900@naver.com, hjkim@handong.edu

X-ray Image Enhancement Techniques using DEA-Net and BRAU-Net++ Models

Won-Jin Park¹, Kyung-Woo Kim², Ye-Eun Oh¹,Su-Min Lee¹, Ho-Joon Kim³¹School of Computer Science and Electrical Engineering
Handong Global University,²JPI Healthcare Co., Ltd³School of Computer Science and Electrical Engineering,
Handong Global University

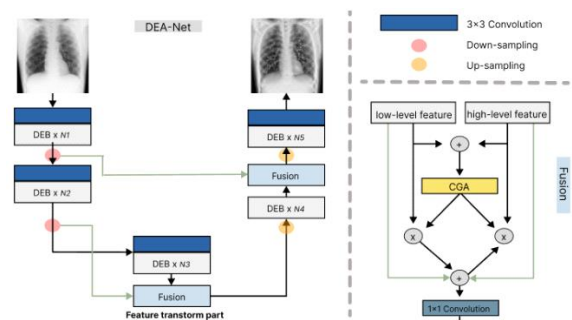
요 약

본 논문에서는 X-ray 영상에서 산란선 보정과 아티팩트 억제 및 선명도 개선을 위한 딥러닝 기법을 제시한다. 학습에 사용되는 흉부 X-ray 영상에서 배경영역 등 ROI가 아닌 영역의 특성으로부터 학습효과가 저하되는 현상을 보완하기 위하여 좌우 폐영역 등 조직구조를 분할하고 영역별로 학습하는 기법을 고려한다. 이를 위하여 BRAU-Net 기반의 조직구조 분할 기법을 제시하며, 흉부 X-ray 영상의 산란선 보정 문제에 대하여 DEA-Net, MB-TaylorFormer 모델을 사용한 방법을 제안하였다. 총 290개의 흉부 X-ray 영상을 사용한 실험을 통하여 제안된 이론의 타당성을 평가하였다.

1. 서론

일반적으로 의료 X-ray 진단에서 대상 질환에 따라 ROI가 특정 조직구조에 한정된다고 가정할 때, 전체 영상을 대상으로 하는 학습과정은 배경 영상 등에 의한 영향으로 인하여 학습의 효율과 성능을 저하시킬 수 있다. 이에 본 연구에서는 흉부 X-ray 영상에서 산란선을 억제하는 문제와 영상의 선명도를 개선하기 위한 딥러닝 기법을 제안한다. 세부적으로 산란선 억제와 영상의 선명도 개선을 위해 (그림 1)과 같은 구조의 X-ray 영상 개선 모델을 구현하였다. 그림에 보인 바와 같이 BRAU-Net++[1] 기반 기법을 사용하여 좌우 폐조직을 분할하는 방법론을 제시하며, 흉부 영상의 산란선 억제와 선명도를 개선하는 문제에 대하여 DEA-Net[2] 및 MB-TaylorFormer 모델을 사용하는 방법을 제안하였다.

2. X-ray 영상 개선을 위한 딥러닝 모델



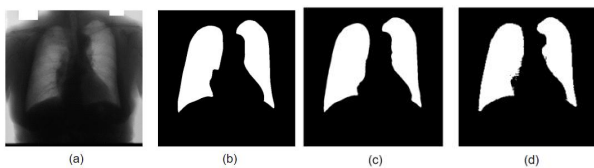
(그림 1) DEA-Net 기반 영상 선명도 개선 모델 구조

본 연구에서 제안하는 방법은 기본적으로 조직구조의 분할을 기반으로 독립적으로 학습하는 X-ray 영상 개선 기법이다. 흉부 X-ray 영상에서 좌우 폐조직 등을 분할하기 위하여 BRAU-Net++ 기반 기법을 채택하였다. 이는 효과적인 CNN-트랜스포머 네트워크로, 이중 라우팅 어텐션을 핵심 빌딩 블록

으로 사용하여, 인코더와 디코더가 모두 계층적으로 구성되는 U자형 인코더-디코더 구조로 구성됨으로써 계산 복잡도를 줄이면서 전역적 정보를 학습하게 된다. 또한 X-ray 영상에서 산란선을 억제하는 문제와 피사체의 조영효과를 개선하는 문제를 위하여 DEA-Net과 MB-TaylorFormer를 기반으로 하는 영상개선 기법을 구현하였다. 이는 영상의 선명도 개선을 위한 모델로서 효율적이고 가벼운 트랜스포머 기반 디헤이징 네트워크로 구성된다. 이 과정에서 특징에 대한 학습능력을 강화하기 위해 DEAB (detail-enhanced attention block)를 사용한다. 인코더, 특징 변환부, 디코더 총 세 부분으로 구성되며 DEA-Net의 핵심인 특징 변환부는 3x3 컨볼루션과 선택된 DEAB를 수행함으로써 학습과정이 이루어진다.

3. 실험 결과 및 고찰

총 237개의 흉부 X-ray 영상을 사용하여 DCSAU-Net과 SCUNet++ 기반 모델의 결과와 본 연구에서 제안한 모델의 결과를 상호 비교하는 실험을 수행하였다. (그림 2)는 세 가지 모델을 사용하여 조직 분할 실험을 수행한 결과를 비교한 것이다. (그림 2)의 (d)에 보인 바와 같이 SCUNet++ 기반 모델의 결과는 다른 모델의 결과에 비해 조직 분할의 정확성이 낮으며 폐의 가장자리에서 일부 오류를 보였다. (그림 2)의 (b), (c)에서 볼 수 있듯이 제안된 모델은 육안판별에서 DCSAU-Net 기반 모델과 유사한 성능을 보이나, 정량적 평가 지표로 mIoU 수치로 평가할 때 DCSAU-Net 기반 모델의 0.957보다 우수한 0.966의 성능을 보였다.

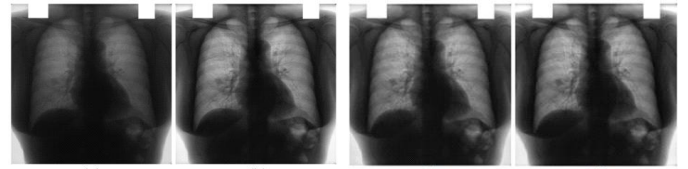


(그림 2) 조직 분할 실험 결과 비교:

(a) 입력 영상, (b) BRAU-Net++,
(c) DCSAU-Net, (d) SCUNet++

(그림 3)은 흉부 x-ray의 선명도를 개선하기 위한 실험으로 MB-TaylorFormer, DRANet 기반 기법과 비교한 것이다. 실험결과, DRANet 모델을 사용한 경우, 영상의 세부정보가 손상되고 흐려지는 현상이 발견되었다. 제안된 모델과 MB-TaylorFormer 기반 모델은 실용적 측면에서 유사한 성능을 보였지만, 피사체의 윤곽선에 대한 선명

도 측면에서 제안된 모델이 미세하게 우수한 성능을 보임을 확인하였다. 또한 제안된 모델의 정량적 평가 지표 측정치는 PSNR 31.2780, SSIM 0.9918로, MB-TaylorFormer 기반 모델의 PSNR 29.8196, SSIM 0.9871에 비하여 상대적으로 우수한 결과를 보였다.



(그림 3) 흉부 x-ray 선명도 개선 실험 결과 비교 :

(a) 입력 영상, (b) DRANet,

(c) MB-TaylorFormer, (d) 제안된 모델

4. 결론

의료 X-ray 진단은 대부분 의료전문가의 육안 판별로 이루어지기 때문에 영상의 선명도와 가시성은 매우 중요한 요소이다. 영상의 왜곡, 피사체의 흔들림으로 인한 선명도 저하문제는 진단의 정확도를 저하시킬 수 있는데, 본 연구에서 제시한 영상개선 기법은 이러한 점에서 의료현장에서 유용하게 사용될 수 있는 소프트웨어의 기반기술이 될 것이다. 영상의 선명도를 개선하는 기법은 미세한 조직구조의 가시성을 증대시킴으로써 좀 더 정확한 진단을 가능하게 할 것으로 기대된다. 반면 이 과정에서 원영상의 형태를 왜곡시키는 현상이나, 실제와 다른 영상이 생성될 가능성은 부수적으로 연구되어야 할 것이다.

※ 본 연구는 2024년 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 SW중심대학사업 지원을 받아 수행되었음(2023-0-00055)

참고문헌

- [1] Libin Lan, Pengzhou Cai, Jiang, Lu Jiang, Xiaojuan Liu, Yongmei Li, Yudong Zhang, "BRAU-Net++: U-Shaped Hybrid CNN-Transformer Network for Medical Image Segmentation." arXiv preprint arXiv: 2401.00722, 2024.
- [2] Zixuan Chen, Zewei He, Zhe-Ming Lu, "DEA-Net: Single image dehazing based on detail-enhanced convolution and content-guided attention", arXiv preprint arXiv:2301.04805, 2023.