

인공지능 이미지 세분화 기술을 활용한 유방 초음파 이미지 기반 유방암 진단 방법

곽대원*, 최지우, 이성진*

*동서울대학교, 최지우더블유외과

*sungjinlee@du.ac.kr

Breast Cancer Diagnosis based on Breast Ultrasound Images Using Artificial Intelligence Image Segmentation

Kwak Deawon, Choi Jiwoo, Lee Sungjin*

*Dong-Seoul Univ., Choi's W-Breast-Clinic

요약

본 논문은 유방암 초음파 이미지를 기반으로 인공지능 이미지 세분화 기술을 활용하여 유방암 진단 기술에 대해 연구하였다. 이미지 세분화 기술을 적용하기 위해 초음파 이미지를 분석하고 이를 기반으로 세분화 네트워크에 적용시켜 훈련을 시킨 후 성능을 분석 하였다. 기본적인 방법으로 훈련한 결과 약 80% 정도의 성능을 도출할 수 있었고, 유방암 진단 성능은 100% 수렴하는 정확도를 요하기 때문에 성능 개선을 위해 데이터 증강, 네트워크 모델 개선을 통하여 약 90%까지 성능 개선을 이루었다.

I. 서론

인공지능 영상 인식 기술은 최근 크게 발달하여 다양한 분야에서 활용되고 있다. 의료 영상 진단 분야는 다양한 의료 영상 기기들 Ultra Sound, MRI, CT, X-RAY, 카메라 등 여러 기기에서 얻어지는 영상 정보를 바탕으로 진단하거나 환부의 위치 도출, 상태 진단 과 같은 활용을 하고 있다. 이런 의료 영상 진단 분야에서도 인공지능 영상 인식 기술을 활용한 연구가 학계뿐 아니라 산업계에서도 연구가 활발히 진행되며 대규모 투자를 통한 다양한 기술들과 제품을 개발하고 있어 인공지능을 활용한 의료 혁신을 꾀하고 있다.

본 논문에서는 초음파 이미지를 기반으로 이미지 세분화 기술을 적용하기 위하여 오픈소스 유방암 초음파 이미지를 분석하고 이를 바탕으로 기존에 잘 알려진 이미지 세분화 네트워크를 적용하여 학습시킨 후 성능을 분석 하였다. 기본적인 방법으로 학습을 진행한 결과, 약 80% 정도의 성능을 도출할 수 있었고 의료 진단은 성능이 100%에 수렴하는 성능을 내야 하기 때문에 추가적인 성능 향상을 위해 데이터 증식과 네트워크 개선을 통해 약 90% 정도의 성능 개선을 이루었다.

II. 유방암 진단 과정

답러닝 기반 유방암 진단 기술을 제안하기에 앞서 기본적으로 의사들이 유방암을 진단하는 과정을 소개하고 그 과정 속에서 개선할 점에 대해 논의하고자 한다.

우선 유방암은 두 가지 타입으로 구분된다. 첫번째는 **석회동반 유방암** 발병타입이며 두 번째는 **덩어리 집으로 발생하는 유방암** 발병 타입이다. 이들은 각각 고유의 물리적 특성으로 인해, 각기 다른 영상진단 방법들로 (X-ray, 초음파) 검사를 수행해야 발견될 수 있다. 하지만, 이들 영상진단 방법은 모두 정확한 진단 방법이 될 수 없고 **단지 예측을 수행**하는 단계

이기 때문에, 정확한 진단을 위해서는 위 단계에서 대략적인 유방질환 부위를 예측하여 해당 부위를 생검하는 **병리 조직검사 단계**와 이를 토대로 수술을 통한 최종 상태진단 단계가 뒤 따라야 한다. 이를 정리하면 다음과 같다.

(1) X-Ray 검사를 통해 석회동반 유방암 발병진단 (유방암 발병 가능성) 및 의심부위 위치 진단 예측을 수행

X-Ray 검사는 그 물리적 특성상 석회성분이 동반된 유방암을 검출하기에 용이하다. 이는 초음파 영상검사에서는 검출되기 힘든 질환이므로 석회동반 유방암 발병진단을 위해서 X-Ray 검사를 거쳐 예측한다. 해당 검사는 환부에 대한 종방향, 횡방향 X-Ray 검사를 통해 좀 더 다양한 데이터를 통해 환부에 대한 상태 진단, 의심 부위 위치 진단 예측을 수행한다. 이 역시 의심부위의 크기 및 상태에 따라 부정확할 수 있기 때문에 유방암 및 종양의 발병 가능성 만 을 판단할 수 있다.

(2) 초음파 검사를 통해 덩어리 타입 유방암 발병진단 (유방암 발생 가능성), 의심 부위 위치 진단 예측을 수행

석회동반 유방암 이외에 덩어리 타입 유방암 진단에는 초음파 검사가 물리적 특성상 검출에 용이하다. 초음파 이미지는 그 형태가 매우 가변적이고 부정확해서 육안으로 식별하기가 쉽지 않다. 그러므로 의사들 조차 해당 환부의 초음파 촬영 영상을 녹화하기도 하여 다시 보기도 하며, 때로는 환부에 대한 의견이 의사들마다 달라지기도 한다.

(3) 해당 의심 부위에 대한 병리 조직 검사를 통한 정밀 상태 진단

앞의 단계에서 유방암 발병 가능성에 대한 확률이 높다면 의심 부위에 조직을 채취하여 병리 조직 검사를 수행한다. 이는 의심부위에 대한 일부 세포를 채취 및 슬라이싱 하여 병리 검사를 수행한다. 이는 의심 부위를 제대로 채취하지만 하면 유방암 진단 오류 확률이 가장 낮은 검사로서 이를 통해 꽤 정확한 암 유무를 판단할 수 있다. 하지만, 의심 부위에 대한 세포 채취를 못하였다면 유방암 발병 진단을 놓칠 수 있으므로 이 역시 100% 정확한 검진이 될 수 없다.

(4) 수술을 통한 최종 상태 진단 및 의심 부위 위치 확인 및 제거

앞의 (1)-(3) 단계에서 유방암 발병 가능성에 대한 충분한 근거가 만들어지면 수술을 통해 정확한 유방암 발병 확인 및 제거 시술이 이루어진다. 사실 유방암은 앞의 단계에서 의심부위에 대한 확인이 이루어졌다 할지라도, 앞의 단계에서 확인되지 못한 군소 악성 세포들이 주변에 포진되어 있을 가능성이 있기 때문에 수술을 통한 추가적인 주변부 유방암 발병 확인이 필수적이다.

앞의 유방암 진단과정을 통해 확인할 수 있듯이, 가장 최종적이고 정확한 진단은 수술을 통한 확인이 바람직할 수 있으나, 수술에 대한 환자들의 부담감 및 스트레스로 인해 가능한 앞의 (1)-(3) 단계에서 정확한 진단 예측이 이루어지는 것이 불필요한 수술 스트레스를 피할 수 있는 방법이라 하겠다.

특히, 딥러닝 영상인식기술의 발전은 위 (1)-(3) 단계에서의 진단 정확도를 높이는 중요한 수단이 될 수 있으며, 본 논문에서는 일단 (2) 단계에서의 초음파 이미지에 대한 진단 기술만 한정하여 연구하였다.

III. 병리진단 데이터 셋에서의 데이터 증식 기법 적용

3.1 초음파 이미지 데이터 셋 분석

초음파 이미지 데이터 셋으로 본 논문에서는 Breast Ultrasound Images 데이터 셋을 사용하였다 [1]. 이 데이터 셋은 유방 초음파 이미지에 유방암의 종양, 석회화 초기 징후가 포함되어 있는지를 판별하는 데이터 셋이다. 음성 (benign) 이미지는 891 종, 양성 (malignant) 이미지는 421 종, 일반(normal) 이미지는 266으로 총 1,578종의 이미지로 구성되어 있다.

3.2 데이터 증식 기법

본 논문에서는 다음과 같은 데이터 증식 방법을 사용하여 네트워크를 훈련 시켰다.

random rotation : 10-45도 임의 회전

Grid Distortion : 격자를 나눠 왜곡, 굴곡, 외삽

Random Horizontal/Vertical Flip : 수평/수직으로 뒤집음

Gaussian Blur : sigma 값을 2로 두어 블러 처리

Image Histogram Equalization : 색 분포 평활화

IV. 병리 진단 네트워크 모델

초음파 이미지 진단을 위해 이미지 세분화 네트워크로 알려진 U-Net[2], ResU-Net++[3], DeepLabV3[4] 3종류의 이미지 세분화 네트워크를 활용하여 학습을 진행하였다. DeepLab의 네트워크는 이미지넷에서 사전 훈련된 가중치 값을 활용하였고 완전연결층 (Fully Connected Layer)는 제외하였다.

V. 실험

본 논문에서는 3가지 딥러닝 네트워크 모델에 다양한 데이터 증식 기법을 통해 인식 정확도를 실험하여 테이블 I 과 같은 결과를 얻을 수 있었다.

metric	Unet		ResUnet++		Deeplab v3	
	Mean IOU	Dice	Mean IOU	Dice	Mean IOU	Dice
Vanilla	0.77	0.77	0.77	0.73	0.7	0.7
	35	28	55	70	949	705
Augmentation	0.8	0.8	0.87	0.87	0.88	0.88
	884	902	05	24	14	13

Table 1. 신경망 및 데이터 증식 기법에 따른 정확도 실험 결과

		
original	rotation	grid distortion
		
h-flip	v-flip	
		
Equalization	Gaussian	

Figure 1. 초음파 이미지 데이터 셋에서의 데이터 증식 기법 적용

실험 결과에서 알 수 있듯 모든 신경망에서 데이터 증식(rotation, grid distortion, random flip, gaussian blur, image histogram equalization) 적용하여 원본 데이터 대비 6배 증식)을 사용 시 성능이 크게 증가하는 것을 볼 수 있다.

네트워크 선택의 경우 원본 데이터를 사용하여 네트워크를 훈련한 경우 DeepLab V3 네트워크가 가장 좋은 성능을 보여주고 데이터 증강을 적용했을 경우 U-Net 네트워크가 가장 높은 성능을 보이는 것을 알 수 있다. 해당 소규모 의료 데이터 셋에는 데이터 증식 여부에 따라 가장 높은 성능을 보여주는 네트워크가 다른 것은 데이터의 특성 및 용량이 최적 신경망 선택에 중요한 요인으로 작용한다는 것을 알 수 있다.

VI. 결론

본 논문에서는 유방 초음파 이미지 기반의 유방암 진단 영상인식 기술을 위한 데이터 증식 기술 및 신경망들에 따른 성능 분석을 수행하였다. 실험을 통한 성능 분석 결과 데이터 증식 사용 시 성능이 크게 증가하는 것을 알 수 있었다. 또한 모델 중 Unet이 가장 높은 성능을 가지는 것을 알아내었다. 적은 데이터 수를 가지는 의료 데이터에서 데이터 증식은 네트워크 성능 개선에 효과가 있다는 것을 알 수 있었다.

또한 의료 데이터셋의 특징 추출에 Unet 모델이 가장 효과적임을 알 수 있었다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2021년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아

수행된 기본연구사업임(No. NRF-2019R1F1A1062878)

참 고 문 헌

- [1]<https://www.kaggle.com/datasets/aryashah2k/breast-ultrasound-images-dataset>
- [2]<https://arxiv.org/abs/1505.04597>
- [3]<https://arxiv.org/abs/1911.07067>
- [4]<https://arxiv.org/abs/1706.05587>

