

인공지능 이미지분류 기술을 활용한 유방 병리 이미지 기반 유방암 진단 방법

곽대원*, 최지우, 이성진*

*동서울대학교, 최지우더블유외과

*sungjinlee@du.ac.kr

Breast Cancer Diagnosis based on Breast Histopathology Images using Artificial Intelligence Image Classification

Kwak Deawon, Choi Jiwoo, Lee Sungjin*

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

요약

본 논문은 병리 이미지를 기반으로 인공지능 이미지 분류 기술을 활용하여 유방암 진단을 하는 기법에 대해 연구하였다. 이미지 분류 기술 적용을 위해서 기존 오픈된 유방암 병리 이미지를 분석하고 이를 기존에 잘 알려진 이미지 분류 네트워크에 적용하여 훈련을 시킨 후 성능을 분석하였다. 기본 방법을 통해 분석한 결과, 약 79% 정도의 정확도 성능을 도출할 수 있었고, 유방암 진단의 성능은 100% 수렴하는 수치를 내야하기 때문에 부족한 성능 개선을 위해 2가지 방향에서 성능 개선 기법들을 제안하였다. 이는 데이터 증식 개선, 네트워크 모델 개선이며 이를 통해 약 96%까지 성능 개선을 이룰 수 있었다.

I. 서론

최근 인공지능 영상 인식 기술의 발전으로 다양한 분야에서 해당 기술을 활용한 사례들이 발표되고 있다. 특히, 의료 영상 진단 분야에서는 다양한 의료 영상 기기들, 초음파, MRI, X-Ray, CT, 카메라 등의 기기들에서 얻어지는 영상 정보를 바탕으로 병 진단, 이상 부위 위치 도출, 상태진단 등과 같은 활용을 하고 있다. 이런 의료 영상 진단 분야에서의 인공지능의 활용은 단지 학계 뿐 아니라 산업계에서도 높은 관심을 나타내며 관련 IT 기업들 뿐 아니라 기존 의료 기기 회사들 역시 대규모 투자를 통해 다양한 기술들과 제품들을 개발 중에 있어, 인공지능을 통해 의료 분야를 혁신하고 있다.

본 논문에서는 병리 이미지를 기반으로 인공지능 이미지 분류 기술을 활용하여 유방암 진단을 하는 기법에 대해 연구하였다. 이미지 분류 기술 적용을 위해서 기존 오픈된 유방암 병리 이미지를 분석하고 이를 기존에 잘 알려진 이미지 분류 네트워크에 적용하여 훈련을 시킨 후 성능을 분석하였다. 기본 방법을 통해 분석한 결과, 약 90% 정도의 정확도 성능을 도출할 수 있었고, 유방암 진단의 성능은 100% 수렴하는 수치를 내야하기 때문에 부족한 성능 개선을 위해 2가지 방향에서 성능 개선 기법들을 제안하였다. 이는 데이터 증식 개선, 네트워크 모델 개선이며 이를 통해 약 95%까지 성능 개선을 이룰 수 있었다.

II. 유방암 진단 과정

딤러닝 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** 발병 타입이며 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 단계이기 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 의사들조차 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 슬라이딩 하여 병리 검사를 수행한다. 이는 의심 부위를 제대로 채취하기만 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 순 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 (3) 단계에서의 병리 이미지에 대한 진단 기술만 한정하여 연구하였다.

III. 병리진단 데이터 셋에서의 데이터 증식 기법 적용

3.1 병리 이미지 데이터 셋 분석

병리 이미지 데이터 셋으로 본 논문에서는 Breast Histopathology Images 데이터 셋을 사용하였다[1]. 이 데이터 셋은 유방 병리 이미지에 침습성 관암종 (IDC : Invasive Ductal Carcinoma) 이 포함되어 있는지를 판별하는 데이터 셋이다. 음성 (benign) 이미지는 198,738 종, 양성 (malignant) 이미지는 78,786 종으로 총 277,524 종의 이미지로 구성되어 있다.

3.2 데이터 증식 기법

본 논문에서는 다음의 데이터 증식 방법을 기반으로 네트워크를 훈련 시켰다.

random rotation : 10-45도 임의 회전

sharpness enhancement : 이미지의 경계를 강화

Random Horizontal/Vertical Flip : 수평/수직으로 뒤집음

Gaussian Blur : sigma 값을 2로 두어 블러 처리

Image Histogram Equalization : 색 분포 평활화

Mixup : 훈련 이미지들과 정답 레이블들 간에 비율적 혼합을 통해 새로운 훈련데이터 생성

CutMix : 이미지 중 일부 영역을 0으로 처리하는 CutOut 방식에 다른 훈련 이미지 및 정답 데이터를 혼합하는 방식

이들 방법을 그림1 에 적용 예시를 나타내었고 이를 통해 각 데이터 셋을 구축하고 어떤 조합이 가장 높은 인식 정확도를 나타내는지 실험을 통해 알아보았다.

IV. 병리 진단 네트워크 모델

병리 영상 진단을 위해 이미지 분류 네트워크로 많이 알려진 VGGNet, ResNet50, DenseNet121의 이미지 분류 네트워크를 활용하여 분석하였다. 해당 네트워크는 이미지넷에서 사전 훈련된 가중치 값을 활용하였고 Header는 1024 채널을 가지는 한 층의 완전연결층 (Fully Connected Layer)를 이용하였다.

V. 실험

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

학습 데이터셋은 Train/Test/Validation 나누어 학습을 진행했다.

	VGGNet19	DenseNet121	ResNet50
Vanilla	0.7943	0.8288	0.8358
MixUp	0.8427	0.8538	0.9136
CutMix	0.8722	0.9019	0.9435
Geometric	0.9250	0.9520	0.9615

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

original	rotation	h-flip
v-flip	shear	h-trans
v-trans	Gaussian Blur	Equalization
Original 1	Original 2	MixUp
Original 1	Original 2	CutMix

Figure 1. 병리 이미지 데이터 셋에서의 데이터 증식 기법 적용

실험 결과에서도 알 수 있듯이 모든 신경망의 경우에 Geometric 데이터 증식 (rotation, sharpness enh, Flip, Blur, Equalization 모두를 동일비율로 혼용 사용) 방법이 가장 좋은 성능을 나타낸다. 반면, 기본 데이터만 사용한다면 모두 저조한 성능을 거두게 되며 Mixup 방식 보다는 CutMix 방식이 더 효율적이라는 것도 알 수 있다. 사실, 의료 데이터에 있어 CutMix 방식은 암 부위가 Cutout 될 수 있어서 다소 위험한 방식일 수 있다. 그럼에도 불구하고 최종 정확도는 기본 데이터 보다 좋아지며 MixUp방식보다도 좋아진다는 것은 **데이터 다양성**이 인식 정확도에 더 중요하게 작용한다는 것을 알 수 있다.

신경망 선택에 있어서는 DenseNet이 ResNet보다 용량이 더 큰 신경망이며 ImageNet과 같은 일반적이고 대용량 데이터에서는 더 높은 정확도를 나타내에도 불구하고, 해당 소규모 의료 데이터 셋에는 ResNet이 더 높은 정확도를 낸다는 것은 **데이터의 특성 및 용량**이 최적 신경망 선택에 중요한 요인으로 작용한다는 것을 알 수 있다.

VI. 결론

본 논문에서는 유방 병리 이미지 기반의 유방암 진단 영상인식 기술을 위한 데이터 증식 기술 및 신경망들에 따른 성능 분석을 수행하였다. 실험을 통한 성능 분석 결과 데이터 증식 기법은 데이터의 다양성을 나타내는 데이터 증식 방법이 가장 유리하다는 것과 신경망 선택을 위해서는 의료 데이터 셋의 특성을 잘 추출하는 ResNet50 기법이 가장 유리하다는 것을 알 수 있었다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2021년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기본연구사업(No. NRF-2019R1F1A1062878)

참고 문헌

[1] <https://www.kaggle.com/datasets/paultimothymooney/>

breast-histopathology-images