

시신경 유두를 통한 안질환 판별 인공지능 모델에 관한 연구

조유상, 김윤상, 김용석*

건양대학교, *건양대학교

22806506@konyang.ac.kr, 22806609@konyang.ac.kr, *yongsuk@konyang.ac.kr

A Study on the Artificial Intelligence Model for Discovering Eye Diseases through Optic Disk

Cho You Sang, Kim Youn Sang, Kim Yong Suk*

Konyang Univ., *Konyang Univ.

요약

시신경은 일단 손상이 일어나면 회복이 불가능하며 30%이상의 시신경이 파괴된 후에야 시야에 이상소견이 나타나기 시작한다. 본 논문에서 사용한 안저 데이터는 Kaggle의 Ocular Disease Intelligent Recognition(ODIR) Data Set을 활용하였다. 8개의 라벨 중 당뇨병성 망막병증, 황반변성, 녹내장, 정상 데이터를 사용했다. 시신경유두 데이터는 3.5% 정도의 픽셀만을 추출한 후 Hough Circle Transform 알고리즘으로 시신경유두의 범위를 특정하여 추출하였다. 전처리 데이터, 망막 혈관 데이터, 시신경유두 데이터의 특징을 Attention 기법을 통해 인공지능 모델에 학습시켰으며 성능은 94%이상을 기록하였다.

I. 서론

시신경은 일단 손상이 일어나면 회복이 불가능하며 30% 이상의 시신경이 파괴된 후에야 시야에 이상소견이 나타나기 시작한다. 시야 손상이 진행되기 전에는 시신경 손상에 대한 자각증상이 전혀 없기에 조기 발견이 중요하다. 특히 3대 실명 질환인 당뇨병성 망막병증(Diabetic Retinopathy, DR), 나이 관련 황반변성(Age-related Macular Degeneration, AMD), 녹내장(Glaucoma)을 발견하는 것이 가장 중요하다. 안저(Fundus) 이미지는 안구의 상태를 측정하기 위한 가장 일반적인 검사 방법으로 안저 이미지를 활용하면 혈관, 망막, 시신경유두 등의 구조물을 관찰할 수 있다. 망막 위의 시신경이 모여 뇌로 들어가는 지점인 시신경 유두의 경우 질환 진단에 중요한 근거로 활용된다[1]. 특히 3대 질환인 중 DR, AMD, Glaucoma 판별에 중요하게 활용되고 있다[2][3]. 현재까지 안저 이미지를 통해 안질환을 분류하는 연구가 활발히 이루어지고 있다. 그러나 이러한 연구들은 앞서 설명한 안저 구조물과 같은 임상 정보를 직접적으로 반영하지 않는다. 이러한 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 안저 이미지와 안저 이미지에서 시신경 유두를 추출한 이미지를 동시에 입력하여 인공지능 모델을 학습시켰다. 임상 정보를 직접적으로 학습하여 적은 데이터로도 3대 실명 질환을 판별하는 모델을 연구하였다[4].

II. 본론

(1) 데이터수집

본 논문에서 사용한 데이터는 kaggle의 Ocular Disease Intelligent Recognition(ODIR) Data Set을 활용하였다[5]. ODIR Data Set은 왼쪽 및 오른쪽 눈의 컬러 안저 사진의 의사 진단 키워드로 구성된 구조화된 안과 데이터베이스이다. 512 × 512의 크기의 3채널의 안저 이미지로 구성되어 있다. 라벨은 정상, 근시, 고혈압, 당뇨병성 망막병증, 백내장, 녹내장, 나이 관련 황반변성 그 외의 기타 질병으로 8가지의 라벨링으로 이루어져 있다. ODIR 데이터 세트의 8가지 라벨 중 당뇨병성 망막병증, 황반변성, 녹내장, 정상 데이터만을 사용하였다. 선정한 4개의 라벨당 각각 32개씩으로 개수를 맞춰 Original 데이터를 구성하였다.

(2) 전처리과정

전처리 과정의 경우 Original RGB 데이터에 CLAHE(Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization)를 사용하여 구역별로 히스토그램 균일화를 실행하였다. 그림 1은 본 논문에서 사용된 전처리 이미지를 생성하는 과정이다. (a)의 경우 ODIR 데이터 셋의 Original RGB 데이터이며 (b)는 CLAHE 과정을 거친 이미지이다. 마지막으로 (c)와 같이 전처리된 데이터를 10도씩 회전시켜 부족한 데이터의 수량을 늘려 구성하였다.

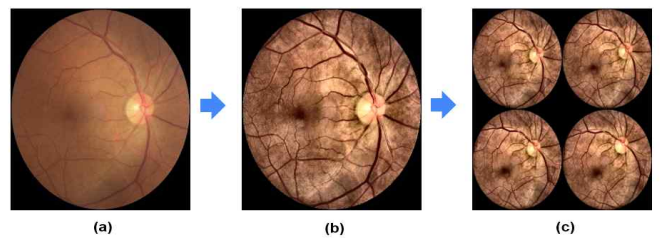


그림 1 전처리 이미지 생성 과정

그 후 인공지능 모델에 입력할 데이터는 64 × 64 크기로 변경하였다. 각 라벨당 학습 데이터 1,080개와 72개의 검증 데이터로 증강하였다. 표 1은 모델 학습에 사용한 데이터셋 구성이다.

	Normal	DR	AMD	Glaucoma
개수	1,080	1,080	1,080	1,080
Train			Test	
3,456			864	

표 1 안저 데이터셋 구성

시신경 유두 추출은 비슷한 색상을 띄는 원본 데이터에서 전처리하기 편하도록 Lab 채널로 변환하여 진행하였다. 주로 밝은 색상을 띄는 시신경 유두를 검출하기 위해 전체 픽셀 중 상위 3.5%의 명도 픽셀을 추출하였다. 추출한 픽셀들에 Hough Circle Transform을 활용하여 이미지에서 원을 검출하여 시신경 유두의 범위를 특정하여 인공지능 모델에 입력하였다. 그림 2는 시신경 유두 추출의 프로세스를 나타낸다.

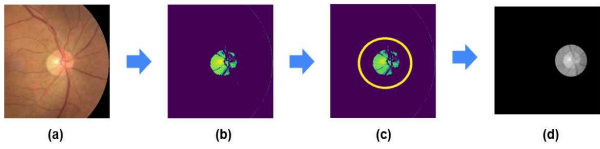


그림 2 시신경 유두 추출 프로세스

(3) 모델구성

본 논문의 안질환 분류모델은 그림 3과 같이 CNN 구조를 기반으로 구축하였다. 다중 입력 모델로 구성되어 이미지가 입력되며 CNN 모듈을 통해 각각의 이미지를 학습한다. 그 후 학습한 이미지를 Attention 기법을 활용하여 안질환에 따른 전처리된 안저 이미지와 구조물 특징을 학습하여 임상 정보를 반영하였다. 그 후 Concatenate를 통해 합친 특징값을 통해 3대 실명 질환을 판별하였다.

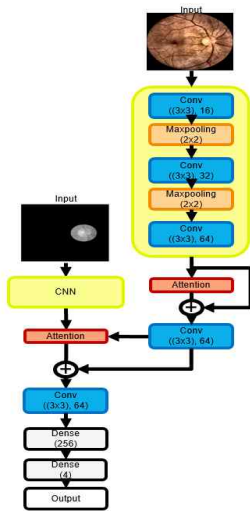


그림 3 안질환 판별 모델 아키텍처

(4) 모델성능

그림 4는 본 논문의 모델의 성능을 평가한 그림이다. (a)의 경우 모델의 Confusion Matrix로 3대 안질환 모두 0.94 이상의 성능을 기록하였다. (b)는 모델의 ROC Curve로 4가지 성능 모두 기준치 이상의 준수한 성능을 출력한 것을 확인할 수 있다.

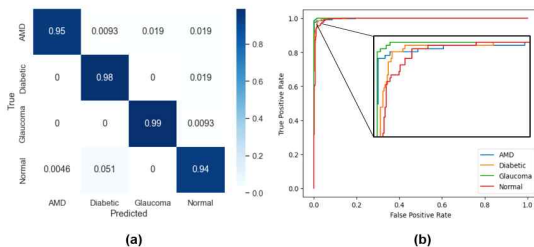


그림 4 모델 성능 평가

본 논문의 안질환 분류모델은 그림 3과 같이 CNN 구조를 기반으로 구축하였다. 다중 입력 모델로 구성되어 이미지가 입력되며 CNN 모듈을 통해 각각의 이미지를 학습한다. 그 후 학습한 이미지를 Attention 기법을 활용하여 안질환에 따른 전처리된 안저 이미지와 구조물 특징을 학습하여 임상 정보를 반영하였다. 그 후 Concatenate를 통해 합친 특징값을 통해 3대 실명 질환을 판별하였다.

	Hu, Tingxin, et al.	Ourmodel
DR(Diabetic Retinopathy)	84%	98%
Glaucoma	84%	99%
AMD(Age-related Macular Degeneration)	81%	95%
Normal	100%	94%

표 2 모델의 성능 비교표

표 2는 ODIR 데이터를 활용한 안질환 판별 인공지능을 연구한 Hu, Tingxin, et al.의 모델의 성능과 본 연구 모델의 성능을 비교한 표이다[4]. Normal을 제외한 3가지의 질환에 대해 모두 Hu, Tingxin, et al.의 모델보다 높은 성능을 기록한 것을 확인할 수 있다. 임상 정보를 직접적으로 학습하는 것이 안질환 판별에 성능에 도움이 되는 것으로 판단된다.

III. 결론

본 논문에서는 임상 정보를 분류 모델에 학습시키기 위해 안저 이미지와 안저 구조물을 Attention 기법을 통해 인공지능 모델에 학습시켰다. 성능 평가 및 결과를 통해 안저 구조물의 입력에 따른 준수한 학습 성능을 확인할 수 있었다. 향후 연구로는 연구에 활용되지 않은 황반과 같은 안저 구조물을 활용한 모델을 구축할 계획이며, 현재 라벨당 32장이었던 원본 데이터를 RFMid(Retinal Fundus Multi-Disease)와 같은 다른 데이터를 추가하여 데이터의 종류를 증가시킬 계획이다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2023년도 정부(산업통상자원부)의 재원으로 한국산업기술진흥원의 ‘바이오융복합기술 전문인력 양성사업’의 지원을 받아 수행된 연구임(No. P0017805).

참 고 문 헌

- [1] 박지혜, 유정권, and 김용연. "녹내장 환자에서의 시신경유두출혈." 검안 및 콘택트렌즈학회지 16.1 (2017): 5-9.
- [2] Age-Related Eye Disease Study Research Group. "The Age-Related Eye Disease Study system for classifying age-related macular degeneration from stereoscopic color fundus photographs: the Age-Related Eye Disease Study Report Number 6." American journal of ophthalmology 132.5 (2001): 668-681.
- [3] 이수영, and 최규룡. "당뇨병이 시신경유두 형태분석에 미치는 영향." J Korean Ophthalmol Soc 41.6 (2000).
- [4] Hu, Tingxin, et al. "A fundus image classification framework for learning with noisy labels." Computerized Medical Imaging and Graphics 108 (2023): 102278.
- [5] Larxel Ocular disease recognition. www.kaggle.com. (2020,9), https://www.kaggle.com/datasets/andrewmvd/ocular-disease-recognition-odir5k