

# 인공지능 기반의 백내장 검출 플랫폼 개발

<sup>1</sup> 박도영, <sup>2\*</sup> 김백기

## Ai-Based Cataract Detection Platform Develop

<sup>1</sup> Doyoung Park, <sup>2</sup> Baek-Ki Kim

### 요약

인공지능기반의 건강 데이터 검증은 임상 연구에 도움을 줄 뿐만 아니라, 새로운 치료법을 개발하는데 필수 요소가 되었다. 미국 식품의약 관리국이 의학진단 분야 중 인공지능을 이용하여 성인 당뇨병 환자의 경증 이상 당뇨병성 망막증을 감지하는 의료기기 마케팅을 승인한 이래, 인공지능을 이용한 테스트가 증가하고 있다.

본 연구에서는 구글에서 지원하는 Teachable Machine 을 이용하여 이미지 분류 기반의 인공지능모델을 생성하고, 학습을 통한 예측 모델을 완성하였다. 이는 현재 만성질환의 환자들 중 발생하는 안구 질환 중 백내장의 조기 발견하는데 용이하게 할 뿐만 아니라, 눈 건강을 위해 헬스케어 프로그램으로 안 질환 예방을 위한 디지털 개인건강 헬스케어 앱을 개발하기 위한 기초 연구로 진행되었다.

### Abstract

Artificial intelligence-based health data verification has become an essential element not only to help clinical research, but also to develop new treatments. Since the US Food and Drug Administration (FDA) approved the marketing of medical devices that detect mild abnormal diabetic retinopathy in adult diabetic patients using artificial intelligence in the field of medical diagnosis, tests using artificial intelligence have been increasing. In this study, an artificial intelligence model based on image classification was created using a Teachable Machine supported by Google, and a predictive model was completed through learning. This not only facilitates the early detection of cataracts among eye diseases occurring among patients with chronic diseases, but also serves as basic research for developing a digital personal health healthcare app for eye disease prevention as a healthcare program for eye health.

**Keyword:** Machine Learning, Teachable Machine, Artificial Intelligent, Cataract Detection, Platform

<sup>1</sup> 뉴로닉, 대표(xneuronic@gmail.com)

<sup>2</sup> 강릉원주대학교 정보통신공학과 교수, 교신저자 (bkkim@gwnu.ac.kr)

## I. 서론

현재 우리는 인공지능이라는 새로운 패러다임의 세계에 살고 있다[1]. 대량의 헬스케어 데이터를 활용하여 질병의 치료, 검진 및 진단에 이르기까지 다양한 분야에 인공지능을 적용을 하고 있다.

인공지능 기술은 인간의 질병연구에 사용이 되는데 암, 신경학, 심장학 등 특정분야의 질병을 분석하고 이를 치료하기 위한 최적의 대안을 제공하는데 이용되고 있다. 인공지능은 크고 복잡한 데이터를 빠르고 쉽게 그리고 더 정확한 패턴을 분석하는데 사용될 수 있다[2]. 최근 인공지능 기술들이 헬스케어 분야에 큰 영향을 미치면서 인공지능을 가진 로봇 의사가 인간 의사를 대체할 수 있는지에 대하여 많은 논쟁을 벌이고 있다. 많은 연구자들은 가까운 미래에 인간 의사가 기계에 의해 대체되지 않을 것이라 생각하고 있다. 하지만 현재는 많은 인공지능 컴퓨팅 기술이 늘어나면서 의료결정에 결정적인 도움이 되고 있으며[3], 방사선학 관련하여서는 ‘루닛’이라는 거대 유니콘을 만들어 내기 시작했다. 이는 강력해진 인공지능 기술들이 발대한 양의 데이터에 숨어있는 의료정보를 파악하고, 의료관련 결정을 내리는데 큰 영향을 미치게 되었다[4-5].

본 연구에서는 머신러닝에 관하여 데이터를 학습할 수 있는 도구로 Google 의 Teachable Machine[6]을 사용하여 온라인에서 이미지를 크롤링 하여 얻은 백내장 이미지와 충혈이 된 눈, 정상인의 눈을 학습하여 간단하게 백내장의 초기 진단을 할 수 있는 알고리즘을 얻어 이를 기반으로 웹 플랫폼 기반의 서비스를 개발하였다.

또한 트레이닝을 위해 사용했던 이미지를 제외한 나머지 20 종의 랜덤 이미지를 대입하여 테스트한 결과를 통해 정확도에 대한 검증을 진행하였다.

## II. 백내장 검출 관련 연구현황

2018 년 중반 인공지능 기반의 의료기기 개발관련한 연구 중 거의 연구분야는 EMR 및 의료 데이터 인공지능 관련하여 딥러닝 기술과 함께 연구개발 되는 것이 대부분이다. 연구내용을 자세히 살펴보면 EMR 을 활용한 인공지능 논문이 2015년부터 눈에 띄게 증가하고 있으며, 적용분야 부문에서는 예측(prediction)관련한 것이, 기술 방법에서는 비지도(unsupervised) 학습 관련 연구가 가장 높게 나타나고 있다. 환자의 결과를 예측하는 프레임워크 분야의 대다수는 비지도 데이터 모델링(unsupervised data modeling)을 사용하고 있다.

국내에서는 새롭게 품목허가를 받는 기기들이 막 생겨나는 시기로, 다양한 의료 및 병리영상 기반의 인공지능 의료기기의 임상이 추진중에 있다. 류노의 안저질환 진단기기인 류노메드 FUNDYSCOPY 및 폐암 진단을 돕는 류노메드 CHEST CT, 딥바이오의 전립선암 진단기기, 메디픽셀의 폐암 진단기기, 메디웨일의 안질환 진단기기 등이 이미 임상을 진행 중이거나 준비 중인 것으로 알려져 있다.

해외 미국의 경우 에도 아직까지 진단 내지 검출 기능 자체로 FDA 승인을 받은 건이 많지는 않은데, 다양한 의료영상 기반의 진단/검출을 위한 임상시험이 진행되면서 evidence 를 축적해 가는 과정에 있다고 보고되고 있다.

의료 및 병리영상 인공지능 의료기기는 아직까지 상용화되어 활용되는 사례는 없으나, 다양한 분야에서 연구가 진행되고 있으며, 피어 리뷰가 진행된 의료 및 병리영상 관련 논문은 아래 Table 1. 과 같다[7].

Table 1. Medical and content bulletin board

표 1. 의료 및 병리영상 출간 논문

Ophthalmology	Geriatric Retinopathy	Gulshan, JAMA, 2016
	Congenital Cataract	Long, Nature Biomedical Engineering, 2017
	Macular Degeneration	Burlina, JAMA Ophthalmology, 2018
	Retinopathy of Prematurity	Brown, JAMA Ophthalmology, 2018
	AMD &Geriatric Retinopathy	Kernany, Cell, 2018



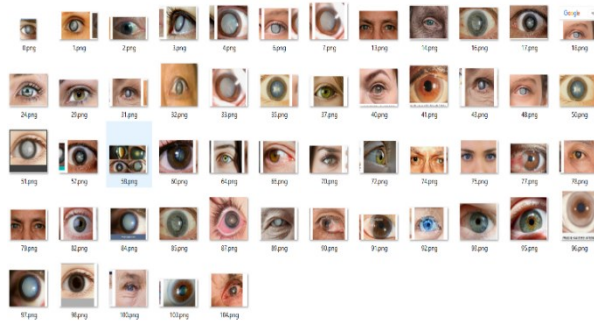


Figure 3. Image of cataracts eyes  
그림 3. 백내장 눈 이미지

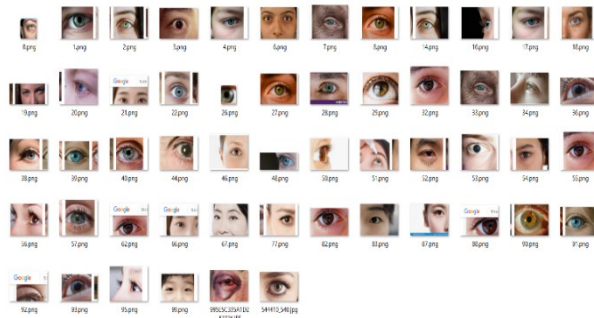


Figure 4. image of normal eyes  
그림 4. 정상 눈 이미지

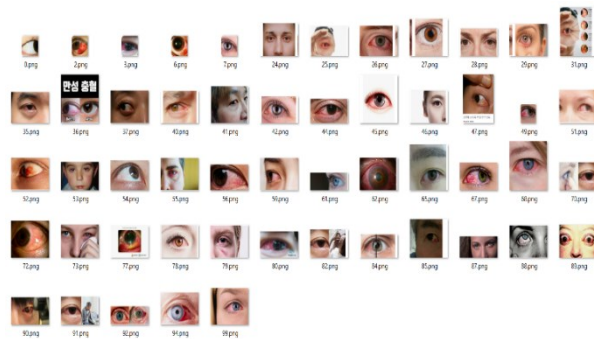


Figure 5. image of normal eye  
그림 5. 충혈 눈 이미지

### 3.2 백내장 검출 알고리즘 학습

본 논문에서 백내장 검출 알고리즘을 학습시키기 위해 누구나 머신 러닝 모델을 쉽고 빠르고 간단하게 만들 수 있도록 제작된 웹 기반 도구인 "Teachable Machine"을 사용하였다. Figure 6.에 보이는 화면은 구글에서 만든 인공지능 학습 사이트인 "Teachable Machine"의 초기 화면이다.

사이트의 사용방법은 매우 간단하다. 모아 놓은 이미지를 다운로드 하거나 동영상을 촬영하여 얻은 이미지를 학습 가능하도록 준비한다. 그리고 준비된 이미지 자료를 기반으로 모델을 학습시켜 모델이 새로운 예시를 올바르게 분류하도록 알고리즘을 생성한다.



Figure 6. Teachable Machine Online-Site  
그림 6. Teachable Machine 온라인 사이트

"Teachable Machine"사이트에서 제공하는 Application 의 경우 이미지 프로젝트와 사운드 프로젝트, 포즈 프로젝트를 활용하여 모델을 학습할 수 있도록 구성되어 있다. 본 연구는 이미지 프로젝트 분류 방법을 통한 모델 생성 방법을 사용하였다. 아래의 Figure 7. 이미지는 데이터를 클래스로 분류하여 각 클래스에 이미지를 넣은 화면이다.

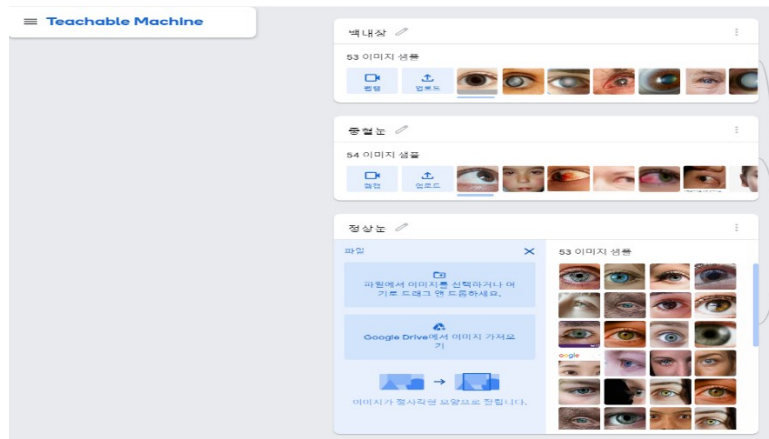


Figure 7. Teachable Machine Online-Site  
그림 7. Teachable Machine 온라인 사이트

이미지의 경우 표준 이미지 모델과 삽입된 이미지 모델을 필요로 하는데 본 연구에는 표준 이미지 모델, 즉 224 X 224 픽셀의 컬러 이미지를 활용하여 학습하였는데 이는 이후 TensorFlow, TFLite, TF.js 등에 사용이 가능하도록 파일을 제공하기 위함이다.

### 3.3 백내장 검출 검증 및 웹 플랫폼 생성

Figure 8 에서 보는 바와 같이 입력된 이미지를 기반으로 하여 학습된 모델이 model.son 형식의 파일로 저장되고 데이터의 metadata.json 파일과 가중치 데이터가 정의되어 있는 model.weights.bin 파일을 다운로드 받아 사용이 용이 하도록 저장 링크를 제공한다. 모델을 학습시키기 전에 고급 메뉴에 들어가 에포크, 배치크기, 학습률을 정한다. 에포크의 경우 1 에포크는 학습 데이터 세트의 모든 샘플이 학습 모델을 통해 적어도 한 번은 피드되었음을 의미한다. 예를 들어 에포크가 50 으로 설정되어 있다면 학습시키고 있는 모델이

전체 학습 데이터 세트를 50 번 학습하게 된다. 일반적으로 숫자가 클수록 모델이 효과적으로 학습하여 데이터를 예측할 수 있다. 모델의 예측 결과가 양호해질 때까지 이 숫자를 수정하는 것이 좋다. 본 연구의 경우 기본 설정인 50 으로 설정하였다. 배치크기는 학습을 1 번 반복할 때 사용되는 샘플 세트를 나타낸다. 예를 들어 이미지가 80 개 있고 배치 크기를 16 으로 설정했다고 생각해 보면 이는 데이터가 배치를 5 회로 나누어 진행되는 것이다. 모델에 5 번의 배치가 모두 피드 되면 정확히 1 에포크가 완료된 것이다. 우수한 학습 결과를 얻기 위해 숫자를 변경하지 않아도 될 가능성이 크다. 본 연구 데이터의 경우 기본 설정인 16 으로 설정하였다. 학습률의 경우 학습하는 속도를 나타내는데 학습하는 속도를 빠르게 반복하는 것은 시간을 단축할 수 있는 반면, 학습성능이 떨어지는 단점이 있을 수 있다. 본 연구 논문의 경우 기본 학습률로 0.001 로 설정하였다.



Figure 8. Test of Teachable Machine  
그림 8. Teachable Machine 테스트

Figure 8 에 나타난 GUI 환경에서는 나타나지 않는 모델을 만들기 위한 코딩은 아래와 같다.

```
from keras.models import load_model
from PIL import Image, ImageOps
import numpy as np
model = load_model('keras_model.h5')
data = np.ndarray(shape=(1, 224, 224, 3), dtype=np.float32)
image = Image.open('<IMAGE_PATH>')
size = (224, 224)
image = ImageOps.fit(image, size, Image.ANTIALIAS)
image_array = np.asarray(image)
normalized_image_array = (image_array.astype(np.float32) / 127.0) - 1
data[0] = normalized_image_array
prediction = model.predict(data)
print(prediction)
```

위의 코딩을 요약하면, Keras 로 진행하기 위해 모델을 로딩하고, Keras 모델에 입력할 올바른 형식의 배열로 변경하여 data 에 저장하는데, 이는 배열에 넣을 수 있는 길이 또는 이미지 수는 튜플의 첫번째 위치 데이터에 따라 결정된다. 다음으로 이미지가 저장된

경로를 설정하면 이미지를 불러와 224 x 224 사이즈로 모두 동일하게 재변경하여 중간을 기준으로 잘라낸 이미지를 저장한다. 저장된 이미지를 numpy 배열에 맞도록 변경하고, 이를 다시 이미지 정규화를 진행한다. 정규화된 이미지를 다시 불러와서 예측모델을 생성하고 이를 확인하는 작업을 진행한다.

본 연구에서는 구글 웹 플랫폼으로 데이터를 업로드 하여 온라인 사이트 어디서든지 사용이 가능한 백내장 검출 웹 플랫폼 주소를 받아 사용하였다. 플랫폼의 주소는 구글의 Teachable Machine 서버에서 제공하는 웹페이지 주소를 아래와 같이 제공하는 것을 사용하였다. <https://teachablemachine.withgoogle.com/models/6sNKCXI1X>. 사이트를 방문하면 아래 Figure 9.와 같이 웹페이지가 보인다.

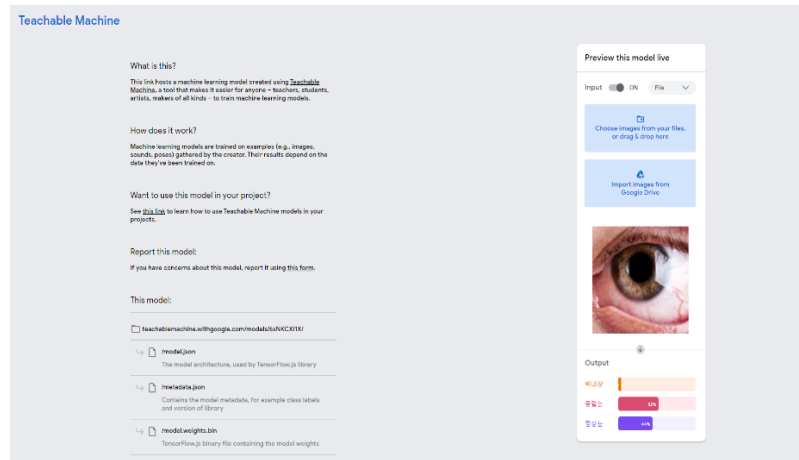


Figure 9. Web-Platform of Teachable Machine  
그림 9. Teachable Machine 웹 플랫폼

최종으로 백내장 검출 검증에 위해 20 개의 랜덤 이미지를 구하여 체크하였다. 20 개의 이미지는 백내장 데이터 6 장, 정상 눈 데이터 6 장, 충혈 눈 데이터 8 장을 다운로드 받아 사용하였다. 이미지를 업로드 하여 Table 2. 에 나와있는 것과 같이 Output 검증 데이터를 얻었다.

백내장 이미지의 경우 정확도는 약 82.83%의 정확도를 보였으며, 정상 눈의 정확도는 61%, 충혈 눈 데이터의 정확도는 56.38%가 나왔다.

백내장 데이터 이미지의 경우 사진 이미지를 다운로드 받을 때 랜덤 사진 이미지를 다운받아 사용하였기에 병원에서 나오는 백내장 측정 이미지와는 다르게 정확도 면에서 많은 오차가 있음에도 불구하고, 높은 정확도를 나타냈다.

또한 정상 눈 데이터와 충혈 눈 데이터의 경우 사진 측정 시 나타나는 눈의 적목 현상으로 인해 오류가 발생한 것을 빼고 충혈 눈과 정상 눈으로 인식한 것이 각각 80.33%와 87.38%로 백내장 데이터의 정확도와 비슷한 유의미한 정확도를 얻었다.



Table 2. Output of Test Data

표 2. 출력 검증 데이터

DATA No.	Output Variation Data			Raw DATA	Cataract	Bloodshot Eyes	Normal Eye	
	Cataract	Bloodshot Eyes	Normal Eye		Accuracy unit : %			
Cataract	1	99	1	0	Cataract	82.83	4.33	12.83
	2	94	4	2				
	3	100	0	0				
	4	100	0	0				
	5	4	21	75				
	6	100	0	0				
Normal Eye	1	92	4	4	Normal Eye	19.83	19.33	61.00
	2	13	0	87				
	3	0	2	98				
	4	3	52	45				
	5	11	58	32				
	6	0	0	100				
Bloodshot Eyes	1	3	56	41	Bloodshot Eyes	12.63	56.38	31.00
	2	85	15	0				
	3	0	100	0				
	4	0	40	60				
	5	8	89	3				
	6	1	99	0				
	7	4	52	44				
	8	0	0	100				

#### IV. 결론

본 연구에서는 구글에서 만든 Teachable Machine 을 이용하여 다운받은 랜덤 이미지를 플랫폼에 적용하여 백내장 검출 정확도를 측정할 수 있는 인공지능 기반의 백내장 검출 플랫폼을 구축하였다.

인공지능 플랫폼을 개발하기 위해서는 많은 프로그램 지식이 필요하나, 누구나 쉽게 인공지능 프로그램을 배울 수 있는 Teachable Machine 을 활용하여 쉽게 웹 플랫폼을 제작하여 사용해 볼 수 있도록 구현하였다.

백내장, 정상 눈, 충혈 눈 의료 이미지 데이터를 학습하여 생성된 모델을 기반으로 백내장 이미지 데이터의 정확도를 측정한 결과 약 82.83%의 정확도를 나타냈다.

이와 같은 정확도는 향후 X-ray, CT, MRI 이미지를 기반으로 하는 웹 플랫폼에도 적용이 가능함을 확인한 것이며, 개인도 의료 정보에 대한 자가 측정이 가능한 인공지능 기반의 PHR 기술 서비스가 개발될 날이 멀지 않았음을 입증하였다.

#### V. 참고문헌

- [1] Ministry of Science and ICT. 6th National Informatization Plan for Implementation of Intelligent Information Society. 2019
- [2] Jiang, F., Jiang, Y., Zhi, H., Dong, Y., Li, H., Ma, S., Wang, Y., Dong, Q., Shen, H. and Wang, Y., "Artificial intelligence in healthcare: past, present and future," Stroke and vascular neurology, vol. 2, no. 4, pp.230-243. 2017
- [3] J.S. Kim J.Y Jung K.Y. Lim K.H. Jung B.Y. Kae J. Hoon, "Future Education Big Picture Research Report," KERIS. 2016
- [4] E.J. Kim, K.M. Seo, "Second concern to start in the age of artificial intelligence," LG Business Insight, April. 2016
- [5] Y.S. Choi, "Artificial Intelligence: Will It Replace Human Medical Doctors?," Korean Medical Education Review, vol. 18, no. 2, pp. 47-50. 2016
- [6] Google Teachable Machine Website, <http://https://teachablemachine.withgoogle.com/>
- [7] Medical and content bulletin board <https://twitter.com/EricTopol/status/1028642832171458563>
- [8] BeautifulSoup 4, <https://pypi.org/project/beautifulsoup4/>



## 저자소개

---



**박도영(Do Young Park)**

2011년 2월 상지대학교 대학원 동서의료공학과 석사  
2015년 2월 상지대학교 대학원 동서의료공학과 박사  
2016년 1월~현재 뉴로닉 대표  
2020년 7월~현재 한림대학교 글로벌경영 대학원 겸임교수

관심분야 : 인공지능, 스마트 헬스케어, IoT Mesh-Communication



**김백기(Baek-Ki Kim)**

1997년 2월 경희대학교 대학원 전자공학 박사  
2021년 현재 강릉원주대학교 정보통신공학과 교수

관심분야 : 디지털 신호처리, 컴퓨터비전응용, 인공지능, 영상공학

---