

# 안과 질환 분류를 위한 딥러닝 기반 모델의 성능 비교 연구

박선유, 김민수, 강병전\*  
전남대학교 데이터사이언스대학원

syPark1@jnu.ac.kr, rlaalstn752@jnu.ac.kr, \*bjkang8204@jnu.ac.kr

## A Study on the Performance Comparison of Deep Learning-Based Models for Ophthalmic Disease Classification

Seonyu Park, Minsu Kim, Byungjeon Kang\*

\*Graduate School of Data Science Chonnam National Univ.

### 요약

본 논문은 안과 질환 분류를 위해 딥러닝 모델을 활용한 연구로, 공간섭단층촬영 영상 데이터 세트를 활용하여 DenseNet121, MobileNetV2, EfficientNetB3 모델을 적용하고 각 모델의 분류 정확도를 비교 분석하였다. 연구 결과, EfficientNetB3 모델이 가장 우수한 분류 정확도를 보여주었다. 이를 통해, 안과 질환의 효과적인 분류에 딥러닝 기술을 활용할 수 있는 가능성을 제시하고 있으며, 향후 안과 질환 진단에 있어서 이 모델의 적용 가능성을 탐구할 필요성을 시사하고 있다.

### I. 서론

세계보건기구의 2018년 자료에 따르면 전 세계적으로 최소 22억 명의 사람들이 근거리 또는 원거리 시력 장애를 겪고 있으며, 그 중 절반에 가까운 10억 명이상이 예방 가능하거나 아직 해결되지 않은 상태이다. 원거리 시력 장애 또는 실명을 유발하는 주요 질환으로는 백내장(9,400만명), 굴절이상(8,840만명), 노화 관련 황반 변성(800만명), 녹내장(770만명), 당뇨병성 망막증(390만명) 등이 있다[1]. 국내에서도 인구 고령화와 당뇨병, 고혈압 등의 질환 증가로 인해 국내 실명 인구도 증가하고 있다[2]. 이에 따라 안과 질환에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다.

안과 질환의 진단은 전문지식을 기반으로 하며, 특히 당뇨병성 망막증과 같은 복잡한 질환의 경우 최소 20장 이상의 다중 공간섭단층촬영(OCT, Optical Coherence Tomography) 이미지를 종합하여 정확한 진단이 필요하다. OCT는 안구 생체조직의 단층 영상 및 횡단면을 검사하는 첨단 의료 장비로, 망막의 혈관 및 생체 조직의 고해상도 단층 영상을 얻는 기술이다. 이 장비는 실시간 촬영이 가능하고 비접촉 및 비침습적인 특성으로 2016년 FDA의 승인을 받아 당뇨병성 망막병증, 연령 관련 황반 변성을 비롯한 다양한 안과 질환을 평가하는데 사용되고 있다[3]. OCT는 안과 분야에서 중요한 도구로 자리 잡고 있으며, 지속적인 데이터 축적과 기술 발전으로 다양한 응용 분야에서 더 나은 진단 및 치료법 개발에 기여할 것으로 기대된다.

안과 의사들은 안과 질환의 진단을 위해 많은 시간과 노력을 들이고 있다. 이를 돕기 위해 인공지능과 딥러닝은 안과 질환을 진단하기 위한 효과적인 보조 도구가 될 수 있다. 딥러닝은 영상 데이터를 기반으로 데이터에 대한 예측을 수행할 수 있으며, 안과 의사들이 많은 이미지를 빠르게 분석하고 정확한 판단을 내리는데 도움을 줄 수 있다.

따라서, 본 논문에서는 딥러닝을 활용하여 안과 질환의 조기 발견과 정확한 진단을 향상시키기 위해 OCT 데이터를 활용하여 세 가지 질병을 분류하는 연구를

수행하였다. 안과 질병 분류에는 DenseNet121, MobileNetV2, EfficientNetB3와 같은 세 가지 딥러닝 모델을 선택하여 OCT 데이터에서 정상, 당뇨병성 망막증, 백내장 및 녹내장 세 가지 질병을 분류하고자 하였다. 더불어, 안과 질환의 조기 진단을 위한 효과적인 딥러닝 모델을 찾기 위해 각 모델을 학습하고 성능을 비교 분석하였다.

### II. 본론

#### 2.1 데이터 수집

본 논문에서는 Kaggle에서 제공하는 망막 OCT 데이터를 활용하였다[4]. 이 데이터셋은 정상(Normal), 당뇨병성 망막증(Diabetic Retinopathy), 백내장(Cataract), 녹내장(Glaucoma) 망막 이미지 4,217장으로 구성되어 있다. 네 가지 클래스에 대한 예시 이미지는 그림 1에서 확인할 수 있다.

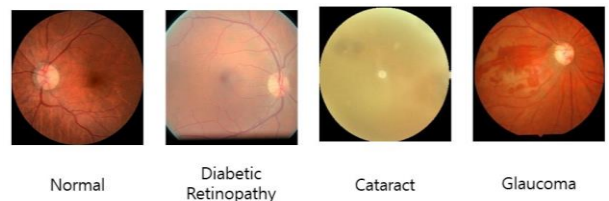


그림 1. 망막 이미지 4개의 Class

#### 2.2 딥러닝 학습과정 및 환경

질병 분류를 위한 딥러닝 모델은 DenseNet121, MobileNetV2, EfficientNetB3이다. DenseNet121은 Dense 블록과 Transition 블록으로 구성되어 있으며, Dense 블록은 이전 레이어가 모두 연결되어 있어 정보의 손실이 적고, 이전 특징 맵을 다시 사용하여 가중치 소실화 문제를 개선하는 장점이 있다. MobileNetV2는 MobileNetV1을 개선한 모델로, 깊이 별 분리 합성곱 신경망(Convolution Neural Network)과

반전 잔차 등의 기법을 적용하여 네트워크를 경량화했다. 이 모델은 연산량과 모델 크기를 줄여 컴퓨터 성능이 제한된 환경이나 배터리 성능이 중요한 곳에서 사용하기에 적합한 구조이다. 따라서 향후 의료 현장에서 적용될 수 있다고 판단되어 선정하게 되었다. EfficientNetB3 은 복합 스케일링(Compound Scaling) 방법을 사용하여 깊이, 너비, 이미지 크기 세 가지 요소를 동시에 확장하여 최적의 모델 구조를 찾아낸다. 이 모델은 효율적인 네트워크 크기를 확장하여 성능을 향상시켜 최소한의 파라미터로 높은 성능을 달성할 수 있다. 해당 모델은 홍콩중문대학의 안과 및 시각 과학 연구팀에 2022 년 발표한 논문에서도 높은 성능을 보여주었다[5]. 본 연구에서는 정상, 당뇨병성 망막증의 크기가 512×512, 백내장, 녹내장 데이터의 크기는 각각 256×256 이었으며, 다양한 입력 데이터 크기를 가지고 있어 입력 크기를 256×256 으로 통일하여 학습하였다. 배치 사이즈(Batch Size)는 16, 에포크(Epoch)는 50, 옵티마이저(Optimizer)는 Adam 을 사용하였다. 이러한 설정을 적용하여 DenseNet121, MobileNetV2, EfficientNetB3 세 모델을 학습하고 분류 정확도를 비교 분석하였다. 그림 2 는 안과 질환 분류를 위한 딥러닝 흐름도이다.

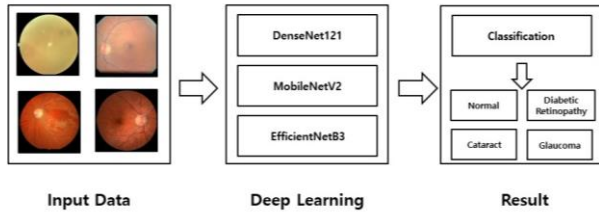


그림 2. 안과 질환 분류 딥러닝 흐름도

### 2.3 실험 결과 및 분석

표 1. 각 모델 별 분류 정확도 비교

Model	Accuracy (%)	FLOPs	Parameters
DenseNet121	92.76	23,627B	15M
MobileNetV2	72.65	185B	3M
EfficientNetB3	<b>95.97</b>	2,568B	11M

표 1 은 각 모델의 분류 정확도를 비교한 결과를 보여준다. 실험 결과를 통해 각 모델의 분류 정확도에는 성능 차이가 나타났다. MobileNetV2 는 속도나 빠르지만 정확도가 72.65%로 DenseNet121 과 EfficientNetB3 에 비해 상대적으로 낮은 성능을 보였다. MobileNetV2 는 경량화된 모델 구조로 설계되었기 때문에 모델의 크기와 연산량을 줄이지만, 정확도가 감소하는 경향이 있다. 이러한 결과는 모델의 경량화가 속도 향상에 기여하지만, 정확도 측면에서는 어느 정도의 감소가 있음을 나타낸다. 또한 모델이 단순하고 작기 때문에 복잡한 패턴이나 특징을 잡아내는데 제한이 있다고 추정된다.

DenseNet121 은 92.76%의 비교적 높은 정확도를 보여주었으나, 모델의 연산량이 크기 때문에 소규모 데이터 세트에서는 다소 제한적인 성능을 나타낼 수 있다. 특히, 작은 데이터 세트에서는 모델이 충분한

다양성과 일반화를 학습하기 어려울 수 있다. OCT 데이터는 4,217 장의 소규모 데이터를 기반으로 학습하기에 학습량에 한계가 있어 과적합의 위험성을 높일 수 있다. 반면에 EfficientNetB3 은 95.97%로 가장 높은 정확도를 달성하여 우수한 성능을 보였다. EfficientNetB3 은 크기와 연산량을 효율적으로 조절하여 최적의 모델 구조를 찾아내는 특징을 가지고 있어 안과 질환 분류와 같은 의료분야에서도 뛰어난 성능을 보이고 있다. 따라서 표 1 에 제시된 딥러닝 모델의 분류 정확도 비교 결과를 통해 EfficientNetB3 가 다른 모델들에 비해 우수한 성능을 보여준 것을 확인 할 수 있다.

### III. 결론

본 논문에서는 안과 질환 분류를 위해 OCT 데이터를 활용하여 DenseNet121, MobileNetV2, EfficientNetB3 세 가지 딥러닝 모델의 성능을 비교 분석하는 연구를 수행하였다. 분석 결과, 가장 우수한 성능을 보인 EfficientNetB3 모델이 안과 질환 분류에 적합한 모델로 판단된다. 그러나 본 연구에서는 세 가지 모델만을 대상으로 하였기 때문에 다양한 모델과의 비교를 통해 성능을 보다 정확하게 평가할 필요가 있다. 또한, 모델 구조를 개선함으로써 이미지 분류에 특화된 모델로 성능을 향상시킬 수 있을 것으로 기대된다. 추가적으로 이미지 전처리, 데이터 수집 및 데이터 증강을 통해 딥러닝 학습을 더욱 개선할 수 있을 것으로 예상된다. 이러한 개선 작업을 통해 안과 질환 뿐만 아니라 다양한 질환의 데이터 관독에 기여할 것으로 예상된다. 향후 연구에는 더 많은 데이터를 수집하고 다양한 비교를 통해 연구를 더욱 발전시키고자 한다. 특히 의료 분야에서는 데이터 세트 수집 자원이 제한될 수 있어 모델의 효율성도 중요한 고려 사항이라고 판단된다.

### ACKNOWLEDGMENT

이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (RS-2023-00242528).

### 참고 문헌

[1] World Health Organization, 2023

[2] Go J., "Retinal Disease Cure Manual, Seoul: Health Chosun.", 2012

[3] Kashani, A. H., Chen, C. L., Gahm, J. K., Zheng, F., Richter, G. M., Rosenfeld, P. J., Shi, Y., & Wang, R. K. "Optical coherence tomography angiography: A comprehensive review of current methods and clinical applications.", Progress in retinal and eye research, 2017

[4] Guna Venka Doddi, "Eye Diseases Classification", kaggle, 2022

[5] Cheung, C. Y., Ran, A. R., Wang, S., Chan, V. T. T., Sham, K., Hilal, S., Venketasubramanian, N., Cheng, C. Y., Sabanayagam, C., Tham, Y. C., Schmetterer, L., McKay, G. J., Williams, M. A., Wong, A., Au, L. W. C., Lu, Z., Yam, J. C., Tham, C. C., Chen, J. J., Dumitrescu, O. M., ... Wong, T. Y. "A deep learning model for detection of Alzheimer's disease based on retinal photographs: a retrospective, multicentre case-control study." The Lancet. Digital health, 2022