

양상블 기반의 녹내장 중증도 다중분류 예측모델 개발에 관한 연구

이진아, 정순형, 송호중, 허용도*

건양대학교, *건양대학교

jammanbooboo@gmail.com, acejsh77@naver.com, songhj6692@gmail.com, *ydher@konyang.ac.kr

A Study on the Development of an Ensemble-Based Multiple Classification Prediction Model for Glaucoma Severity

Lee Jin A, Jeong Soon Hyeong, Song Ho Jung, Her Yong Do*

Konyang Univ, *Konyang Univ.

요약

본 논문은 녹내장 중증도 분류에 있어 더욱 높은 정확성과 분류예측 결과값의 일반화를 위해 고안되었다. 녹내장은 3대 실명 질환 중 하나로 시력에 직접적인 영향을 미치는 민감한 문제로 초기에는 특별한 이상 증상이 없으며 질환이 이미 진행된 이후에는 회복이 어려워 조기 발견 및 적절한 대처가 관건이다. 우리는 해당 문제를 해결하고자 이미지 인식, 분류 및 처리 작업에 적합한 'Inception-v3, DenseNet-121, ResNet-18, U-Net, VGG-16'의 5가지 딥러닝 기반의 분석모델을 선별 결합하여 양상블 모델을 고안해내었고 질병의 중증도를 정상, 녹내장, 의심으로 다중분류하였다. 본 연구는 양상블 기법의 다중분류 모델로 고정밀 예측 도구 개발을 하여 높은 성능은 물론 변동성을 제거함으로써 일반화된 분류예측 결과를 제공하였다. 이로써 녹내장 중증도를 조기 발견 및 예측 가능성을 모색하여 전문가의 진단에 신뢰성을 기반한 보조적 도움을 주어 오진율을 감소시킬 수 있도록 기여하였다.

I. 서론

본 논문에서는 녹내장, 실명 위험을 증가시키는 중대한 질환에 대해 집중한다. 녹내장이 악화되면 눈 통증, 두통, 시력 문제 및 영구적인 시력 손상을 야기할 수 있는데, 이는 환자의 삶의 질에 극적인 영향을 미친다 [1]. 건강보험심사평가원의 보고에 따르면, 국내 녹내장 환자 수는 2020년 대비 2021년에 100만 명을 넘어선 것으로 나타났다 [2]. 이는 녹내장의 높은 유병률과 질환의 조기 발견과 적절한 관리의 중요성을 강조한다. 전문가의 진단은 녹내장의 정확한 식별에 필수적이지만, 오진의 가능성 역시 배제할 수 없다 [3]. 이에, 우리는 딥러닝 기반의 양상블 기법을 적용한 다중분류 모델을 개발하여, 고정밀 예측 도구를 제공함으로써 높은 정확도와 일반화된 분류예측 결과를 달성하고자 하였다. 이는 전문가의 진단을 도와 병변의 조기 발견 및 예측을 통해 오진율 감소에 기여할 것으로 기대된다.

II. 본론

본 논문에서는 녹내장 예측을 위한 양상블 기법을 적용한 딥러닝 기반의 다중분류 모델 개발을 다룬다. 이를 위해, 본 연구는 'PAPILA: Dataset with fundus images and clinical data of both eyes of the same patient for glaucoma assessment' 데이터 세트를 사용하여 모델을 훈련했다 [4]. 이 데이터 세트에는 '정상안, 녹내장안, 녹내장 의심안'으로 구분되는 총 429장의 이미지가 포함되어 있으며, 해당 비율은 약 16:4:3이다.

본 연구에 사용한 모델 구조는 그림 1과 같다. 데이터 전처리 과정에서는 이미지를 너비와 폭이 1:1 비율이 되도록 크기를 조정하고, 지름과 너비가 같은 원형으로 크기를 재조정하였다. 또한, 이미지의 크기를 (2576,1934)에서 모델별로 Inception-v3는 (299,299), DenseNet-121,

ResNet-18, U-Net은 (256,256), 그리고 VGG-16은 (224,224)로 조정하였다 [4-8]. 테스트 데이터 세트는 '정상안, 녹내장안, 녹내장 의심안' 각 264장, 학습 데이터 세트는 데이터 증강을 통하여 각 1,056장으로 구성하였다.

모델 구조는 이미지 분석 연구에서 널리 사용되는 'Inception-v3, DenseNet-121, ResNet-18, U-Net, VGG-16'의 다섯 가지 딥러닝 모델들을 통합하여 양상블 모델을 구축함으로써, '정상안, 녹내장안, 녹내장 의심안'으로 중증도별 분류하는 고정밀 예측 도구를 개발하는 데 중점을 두었다.

모델의 성능지표 결과는 표 1과 같다. 각 모델은 'cross-entropy (CE) loss, accuracy (Acc), f1-score, area under curve (AUC)'의 총 4가지의 성능지표를 사용하여 진행하였다. 이때 Inception-v3가 가장 높은 성능을 기록하고 U-Net이 가장 낮은 성능을 기록하여 모델 간의 성능 차이가 존재하였지만, 본 연구의 양상블 모델을 통하여 해당 변동성을 제거함으로써 일반화된 분류예측 결과를 제공하였다.

표 1. 다중분류 예측 성능지표 결과

	Inception-v3	Dense net-121	ResNet-18	U-Net	VGG-16	Ensemble
CE loss	0.0705	0.1081	0.2631	1.0211	0.7428	NA
Acc (%)	97.47	97.10	91.67	50.88	80.43	97.35
f1 score	0.9746	0.9706	0.9167	0.4108	0.8058	0.9733
AUC	0.9993	0.9972	0.9877	0.6669	0.9365	0.9907

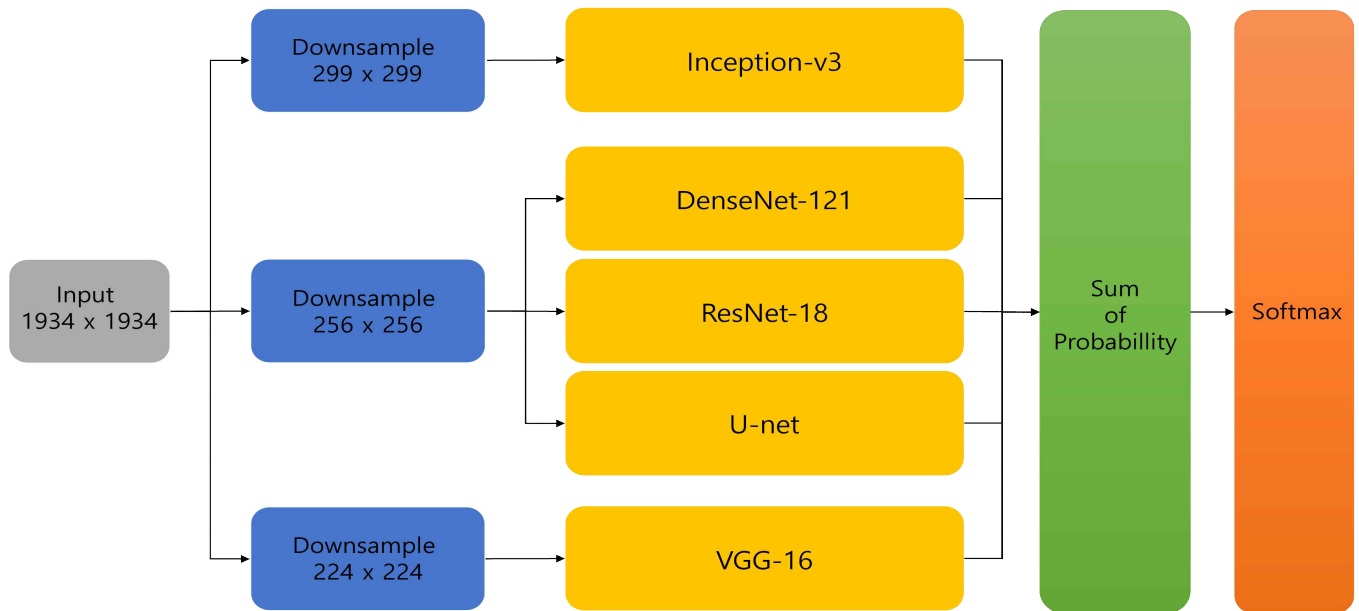


그림 1. 'Inception-v3, DenseNet-121, ResNet-18, U-Net, VGG-16'의 다섯 가지 모델을 통합한 앙상블 기반의 연구모델 구조

III. 결론

본 논문에서는 'Inception-v3, DenseNet-121, ResNet-18, U-Net, VGG-16'의 선별된 딥러닝 모델들로 앙상블 모델을 고안하여 모델을 구축한 뒤, 병변의 중증도를 '정상안, 녹내장안, 녹내장 의심안'으로 다중분류하였다. 이로써 우리는 각 모델의 강약 점을 보이는 작업 유형이 상이함에도 불구하고 다양한 데이터에 준수한 성능을 잘 낼 수 있도록 결괏값의 일반화를 끌어냈다. 더불어 이처럼 다양한 작업을 구현하기 위해서는 대부분 크고 복잡한 모델이 필요로 되지만, 해당 연구의 모델은 가볍고 대중적으로 알려진 모델을 묶은 파이프라인으로써 더욱 쉬운 구현과 가벼운 하드웨어 성능으로 준수한 예측을 진행 가능케 하였다. 마지막으로 의료 데이터의 특성상 다분류의 필요성이 대두되는데 해당 모델에서는 3진 분류로써 단순한 녹내장 예측을 넘어 녹내장 중증도의 예측 가능성을 모색했다.

본 연구의 도출된 값은 변동성이 제거되어 일반화된 값을 도출해내는 우수한 성능을 보유했지만, 만일 데이터 세트 자체에 틀린 값이 존재할 경우 과반수의 모델이 편향될 가능성이 존재한다. 고로 해당 현상을 방지하고자 모델의 맨 아랫단에 앙상블 층의 정보를 받아 세부적으로 모델 간의 가중치를 수정할 수 있도록 모델 구조를 보완할 예정이다. 또한, 앞으로 해당 연구의 확장에 용이한 측면의 특징을 기반으로 우수한 성능의 다양한 모델들을 접목해 볼 계획이다. 더불어, 모델뿐만 아니라 당뇨성 망막병증, 시신경염과 같은 안저 이미지로부터 특정 패턴이 드러나는 질병들까지로도 표적을 확장할 계획이다.

ACKNOWLEDGMENT

본 과제(결과물)는 교육부와 한국연구재단의 재원으로 지원을 받아 수행된 3단계 산학연협력 선도대학 육성사업(LINC 3.0)의 연구결과입니다 (NTIS 과제번호: 1345370645).

참 고 문 헌

[1] Yousefi, Siamak, et al. "Glaucoma progression detection using structural retinal nerve fiber layer measurements and functional visual field points.," IEEE Transactions on Biomedical

Engineering, 61.4, pp. 1143-1154., 2013.

[2] JiHo C. TaeEun L. "Changes in the Glaucoma Diagnosis during the Last 10 years: Health Insurance Review and Assessment Service Data 2010-2019," J Korean Ophthalmol Soc, 62.9, pp. 1259-1268, 2021.

[3] Niwas, Swamidoss Issac, et al. "Cross-examination for angle-closure glaucoma feature detection.," IEEE journal of biomedical and health informatics, 20.1, pp. 343-354, 2015.

[4] KOVALYK, Oleksandr, et al. PAPILA: Dataset with fundus images and clinical data of both eyes of the same patient for glaucoma assessment. Scientific Data, 2022, 9.1: 291.

[5] SZEGEDY, Christian, et al. Rethinking the inception architecture for computer vision. In: Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016. p. 2818-2826.

[6] HUANG, Gao, et al. Densely connected convolutional networks. In: Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2017. p. 4700-4708.

[7] HE, Kaiming, et al. Deep residual learning for image recognition. In: Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016. p. 770-778.

[8] RONNEBERGER, Olaf; FISCHER, Philipp; BROX, Thomas. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. In: Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI 2015: 18th International Conference, Munich, Germany, October 5-9, 2015, Proceedings, Part III 18. Springer International Publishing, 2015. p. 234-241.

[9] SIMONYAN, Karen; ZISSERMAN, Andrew. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. arXiv preprint arXiv:1409.1556, 2014.