

앙상블 학습 기반 중이염 자동 진단 알고리즘

김태완, 이연준*

한양대학교 인공지능융합학과 바이오인공지능 융합전공,

한양대학교 컴퓨터공학과 바이오인공지능 융합전공*

zmzmdlfs@gmail.com, yeonjoonlee@hanyang.ac.kr*

Ensemble Learning-Based Auto-Diagnosis Algorithm for Otitis media

Kim Tae Wan, Lee Yeon Joon*

Major in Bio Artificial Intelligence, Department of Applied Artificial Intelligence, Hanyang University,

Major in Bio Artificial Intelligence, Department of Computer Science and Engineering, Hanyang University*.

요 약

중이염은 흔한 소아 질환 중 하나로 조기진단을 하지 하거나 적절한 치료를 하지 못하면 청력손실 등 후유증이 남을 수 있다. 하지만 의사의 중이염의 진단 정확도가 낮아 중이염을 진단하는 새로운 전략이 필요하다. 따라서 본 논문은 고막 내시경 이미지를 사용하여 ResNet-152 와 DenseNet-161 모델을 앙상블 학습시켜 Normal, AOM, CSOM, Otitisexterna 4 가지 중이 질환을 자동으로 진단하는 방법을 제안한다.

I. 서 론

중이염은 가장 흔한 소아 질환이며[1], 조기진단을 하지 못해 적절한 치료를 받지 못하면 청력손실 등 후유증이 남을 수 있다 [2]. 특히 잘못 치료된 OM 은 두개 내 합병증이나 청각장애와 같은 심각한 결과를 초래할 수 있다. [3]. 따라서 OM 은 정확한 진단을 통한 치료가 매우 중요하다. 하지만 이비인후 학과와 소아과 의사들의 평균 진단율은 73%, 50%로 그리 높지 않다 [4]. 그리고 중이염은 진단 시 내시경, CT 등 시각적인 데이터에 주로 의존하기 때문에 의사의 경험 등 진단하는 사람에 따라 진단 정확도가 편차가 심하다 [5]. 따라서 중이염을 진단하는데 인공지능 기술을 도입하는 것은 도움이 될 수 있다. 최근 딥러닝 기술의 발전으로 의료분야에 AI 기술을 적용한 연구가 많아지고 있고 [6], 이비인후 학과 또한 중이 질환을 자동으로 진단하는 연구가 증가하고 있다 [7]. 그중 딥러닝 모델에 고막 내시경 이미지를 사용한 연구가 가장 많았다 [7]. 따라서 본 논문은 고막 내시경 이미지를 사용하여 ImageNet 에서 공개한 ResNet-152 과 DenseNet-161 모델을 앙상블 학습시켜 Normal, AOM, CSOM, Otitisexterna 4 가지 중이 질환을 자동 진단하는 방법을 제안하고 성능을 검증한다.

II. 본론

A. 배경

Deep Convolutional Neural Networks 는 영상 분류를 위한 혁신적인 방법이다. 하지만 레이어를 너무 깊게 쌓으면 성능이 오히려 저하되는 문제가 발생하였다. 따라서

ResNet [8] 은 레이어마다 Residual Network 를 추가해 레이어가 깊어지면서 발생하는 Degradation 문제를 해결한 CNN 모델이다. 또한 Identity Shortcut Connections 를 통해 파라미터도 추가되지 않고 계산도 복잡해지지 않으면서 깊은 레이어를 쌓았음에도 더 나은 정확도로 영상을 분류하였다.

DenseNet [9] 은 기능 재사용을 통해 네트워크의 잠재력을 이용하여 훈련하기 쉽고 파라미터 효율이 높은 모델을 생성한다. 또한 서로 다른 계층에 의해 학습된 feature map 을 연결하여 효율을 증가시키고, 이는 input 부터 output 까지 전부 $L(L+1/2)$ 개의 연결을 가지고 있다. 또한 연결 연산을 수행하기 위해 Feature Map 의 크기가 같다. 이러한 구성은 성능 저하 또는 과적합 징후 없이 파라미터 수가 증가함에 따라 정확도가 일관되게 향상된다.

Ensemble Learning [10] 방법은 여러 사람이 함께 문제를 해결하면 더 좋은 결과를 가져오는 경우가 많다는 직관적인 이유에서 제안되었다. 본 논문에서는 고막 내시경 이미지에 대한 두 모델의 각 클래스 결과 점수 합계에 따라 중이 질환을 결정하는 앙상블 모델을 제안한다. 이러한 구성은 모델을 단일로 사용했을 때보다 더 나은 성능을 보여주었다.

B. 학습모델과 데이터셋

우리는 CTG 에서 공개한 고막 내시경 이미지의 오픈 데이터를 사용하였다. 그중 Normal, AOM, CSOM, Otitisexterna 4 가지의 고막 내시경 이미지를 사용하였으며, 데이터를 60 도씩 5 번 회전시켜 Data Augmentation 을 진행하였다. 따라서 총 4,548 개의 데이터를 생성하여 사용하였으며, 이를 훈련용 80%(3,642)와 검증용

20%(906)로 중복되지 않게 무작위로 나눴다. 그리고 ImageNet 에서 공개한 CNN 모델 중 ResNet-152 [8] 과 DenseNet-161 [9] 모델을 그림 1 과 같이 앙상블 학습하여 중이 질환 진단의 성능을 평가하였다.

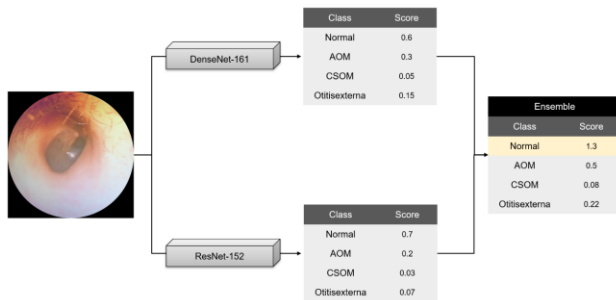


그림 1. Ensemble 모델 구조

C. 테스트 결과

Cross Entropy Loss 손실함수와 Adam 옵티마이저로 학습 환경을 설정하고 실험을 실행하였다. 실험 결과는 그림 2 에 나와 있다.

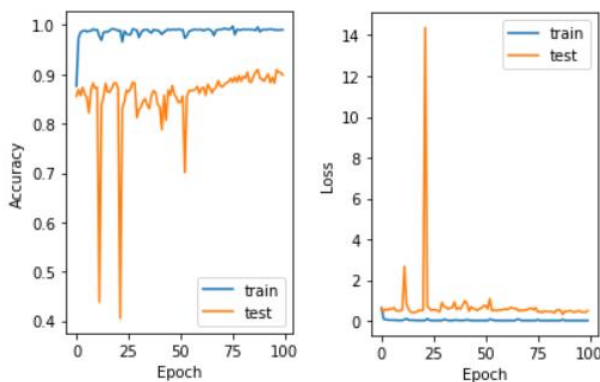


그림 2. Ensemble 모델 accuracy 및 Loss 학습 그래프

표 1 은 ResNet-152, DenseNet-161, Ensemble 모델들의 성능을 보여준다. ResNet-152 의 경우 90%의 accuracy 와 81.9%의 Recall 을 보였고, DenseNet-161 은 89.9%의 accuracy 와 80.2%의 Recall 을 보였다. 그리고 우리가 제안한 방법인 Ensemble 모델의 경우 90.9% accuracy 와 82.7% 의 Recall 로 각각 0.9% 와 0.8% 의 성능이 향상된 것을 확인하였다.

표 1 단일 모델과 Ensemble 모델의 성능 비교

Model	Accuracy	Recall	Loss
ResNet-152	90.0	81.9	0.383
DenseNet-161	89.7	80.2	0.340
Ensemble	90.9	82.7	0.314

III. 결론

중이염은 가장 흔한 소아 질환 중 하나로 조기 진단과 적극적인 치료가 필수적이다. 최근 딥러닝 기술이 발전하면서 인공지능으로 중이염을 진단하는 방법이 많이 사용되고 있고, 특히 고막 내시경 이미지를 CNN 모델에 많이 사용되었다. 따라서 본 논문에서는 고막 내시경 이미지를 사용하여 ResNet-152, DenseNet-161 모델을 앙상블 학습시켜 중이 질환을 진단하는데 단일 CNN 모델을 사용하는 방법보다 더 나은 성능을 보여주었다. 따라서 우리가 제안한 앙상블 학습 방법은 향후 임상 상황에서 중이염을 자동 진단하는 데 도움이 될 수 있다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2022 년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원 (No.2020-0-01343, 인공지능융합연구센터지원(한양대학교 ERICA))과 2022 년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원 (No.RS-2022-00155885, 인공지능융합혁신인재양성(한양대학교 ERICA))을 받아 수행된 연구임.

참 고 문 헌

- [1] Tran, T. T., Fang, T. Y., Pham, V. T., Lin, C., Wang, P. C., & Lo, M. T. (2018). Development of an automatic diagnostic algorithm for pediatric otitis media. *Otology & Neurotology*, 39(8), 1060-1065.
- [2] Cha, D., Pae, C., Seong, S. B., Choi, J. Y., & Park, H. J. (2019). Automated diagnosis of ear disease using ensemble deep learning with a big otoendoscopy image database. *EBioMedicine*, 45, 606-614.
- [3] Pham, V. T., Tran, T. T., Wang, P. C., Chen, P. Y., & Lo, M. T. (2021). EAR-UNet: A deep learning-based approach for segmentation of tympanic membranes from otoscopic images. *Artificial Intelligence in Medicine*, 115, 102065.
- [4] Pichichero, M. E., & Poole, M. D. (2001). Assessing diagnostic accuracy and tympanocentesis skills in the management of otitis media. *Archives of pediatrics & adolescent medicine*, 155(10), 1137-1142.
- [5] Monroy, G. L., Won, J., Dsouza, R., Pande, P., Hill, M. C., Porter, R. G., ... & Boppart, S. A. (2019). Automated classification platform for the identification of otitis media using optical coherence tomography. *NPJ digital medicine*, 2(1), 1-11.
- [6] Rong, G., Mendez, A., Assi, E. B., Zhao, B., & Sawan, M. (2020). Artificial intelligence in healthcare: review and prediction case studies. *Engineering*, 6(3), 291-301.
- [7] Ngombu, S., Binol, H., Gurcan, M. N., & Moberly, A. C. (2022). Advances in Artificial Intelligence to Diagnose Otitis Media: State of the Art Review. *Otolaryngology-Head and Neck Surgery*, 01945998221083502.
- [8] He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 770-778).
- [9] Huang, G., Liu, Z., Van Der Maaten, L., & Weinberger, K. Q. (2017). Densely connected convolutional networks. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 4700-4708).
- [10] Laine, S., & Aila, T. (2016). Temporal ensembling for semi-supervised learning. *arXiv preprint arXiv:1610.02242*.