

MobileNetV2 기술을 이용한 색소 세포성 모반과 악성 흑색종 Dermatoscopic 영상의 이진 분류

정승민*, 이승건*, 이의철**

*상명대학교 대학원 지능정보공학과, **상명대학교 휴먼지능정보공학전공

202132045@sangmyung.kr, gun8474@gmail.com, ecleee@smu.ac.kr

교신저자: 이의철

MobileNetV2-based Binary Classification of Dermatoscopic Images of Melanocytic Nevi and Malignant Melanoma

Seung Min Jeong*, Seung Gun Lee*, Eui Chul Lee**

*Dept. of Artificial Intelligence and Informatics, Graduate School, Sangmyung University

**Dept. of Human-Centered Artificial Intelligence, Sangmyung University

요 약

색소 세포성 모반과 악성 흑색종은 형태가 유사하지만 유해성의 측면에서 악성 흑색종은 암으로써 무해한 색소 세포성 모반에 비해 위험한 질환이다. 이에 기반하여 기존 연구에서 색소 세포성 모반과 악성 흑색종을 구분하기 위한 연구가 있었지만, 데이터를 취득하는 과정에서 많은 cost가 필요하였다. 본 연구에서는 이를 개선하기 위해 두 병변의 dermatoscopic 영상을 분류 학습의 데이터로 사용하여 연구를 진행하였다. 학습을 위한 데이터는 오픈소스 dermatoscopic 데이터셋인 HAM10000을 사용하였으며 모델은 CNN에서 개선된 MobileNetV2를 사용하였다. 실험 결과, MobileNetV2를 사용한 학습은 3-layer CNN에 비해 15분의 1 가량 적은 파라미터를 가졌으며, 검증 성능과 테스트 성능에서 93%에 근사하는 성능을 보였다. 본 연구는 이전 연구에 비해 cost 측면에서 큰 개선을 이루었으며, 상용화 가능한 분류 기법을 발견했다는 점을 시사한다.

1. 서론

색소 세포성 모반은 멜라닌 세포 계통에서 유래한 모반 세포로 구성된 피부에 발생하는 양성 종양이다. 흔히 '점'이라고 불리는 모반의 한 종류로써, 이 질환의 경우 미용상의 문제를 일으키지만 비전이성이며, 인체에 무해하다. 한편, 악성 흑색종은 멜라닌 생성 세포로 구성된 피부 악성 신생물로써, 암에 속한다. 색소 세포성 모반과 같이 멜라닌 세포에서 기원한 질병이지만, 기저세포암, 편평세포암 등의 다른 피부암보다 악성도가 높은 위험한 피부 병변이다. 두 병변의 경우 형태가 유사하여 육안으로 구분하기 어려우며, 악성 흑색종의 약 33%가 양성 모반으로부터 유래하는 연관성이 있으므로 색소 세포성 모반과 악성 흑색종을 구별할 수 있는 방법에 대한 연구가 필요하다 [1].

이전의 연구에서, 색소 세포성 모반과 악성 흑색종을 여러 방법으로 분류하고자 하였다. 'C. Magalhaes'의 논문에서 의하면 적외선 열 영상을 머신러닝 기법을 이용하여 분류하였으며, SMO-Poly classifier 기준 84.2%의 정확도를 보였다. [2]. 'Rita Casadonte'의 논문에서는 질량분석법 결과의 시각화를 통해 두 병변을 분류하였으며, 독립된 데이터셋에 대해 93%의 예측 성능을 보였다 [3]. 위 연구들은 색소 세포성 모반과 악성 흑색종을 구분하는데 좋은 성능을 보였지만, 데이터를 획득하는데 어려움을 가진다는 한계점을 보인다.

반면, Dermatoscopic 영상은 피부확대경을 통해 보이는 영상을 촬영하고 간단한 전처리과정만을 거치기 때문에 데이터를 획득하는 난도와 경제성이 위의 데이터보다 뛰어나다. 따라서 본 논문에서는 위의 논문에서 발전하여

dermatoscopic 영상을 분류 학습의 데이터로 사용하여 색소 세포성 모반과 악성 흑색종을 딥러닝 기법을 통해 이진 분류하고자 하였다.

'HAM10000'은 neural network 학습에 최적화된 dermatoscopic 영상 데이터셋으로, 보웬 병, 기저세포암, 버찌혈관종 등 착색 증상을 보이는 대표적인 피부 병변에 대한 영상을 크롭, 히스토그램 보정 등의 처리를 통해 딥러닝 학습에 최적화된 데이터셋을 오픈소스로 제공한다 [4]. 이러한 장점을 토대로 이번 연구에서는 'HAM10000'을 분류 학습 데이터셋으로 사용하였다.

딥러닝의 여러 기법 중 이미지 데이터 학습에 최적화된 네트워크는 CNN(Convolutional Neural Network)이다. CNN은 기존의 뉴럴 네트워크와는 달리 데이터를 Convolution kernel이 이동하면서 가중치를 계산하며 학습하는 방식의 신경망으로써, fully-Connected 신경망에 비해 학습에 필요한 파라미터의 개수가 적으며, 지역적 특성을 반영하기 때문에 이동, 회전 연산에 강하다는 장점이 있다.

CNN에서 파생한 여러 네트워크 중, MobileNetV2는 기존 CNN에 비해 파라미터의 개수를 줄이며 이전 MobileNetV1의 문제점이던 ReLU 유닛의 정보 손실문제를 해결하여 정확도와 시간·공간적 성능에서 상당한 개선을 이룬 신경망 모델이다 [5]. 본 논문에서는 이러한 장점을 토대로, MobileNetV2를 두 병변의 dermatoscopic 영상을 이진 분류하기 위한 모델로 사용하였다.

2. 실험 방법

2.1 실험 데이터

질환	구분			연령대						합계
	남성	여성	unknown	0-19	20-39	40-59	60 이상	null		
Melanocytic Nevi	3421	3237	47	223	1457	3560	1420	45	6705	
Malignant Melanoma	689	424	0	1	92	361	657	2	1113	
부분합	4110	3661	47	224	1549	3921	2077	47	7818	

(표 1) 실험 데이터에 대한 메타데이터

표 1 은 HAM10000 데이터셋에서 사용할 실험 데이터에 대한 메타데이터이다. 성별의 경우 비교적 균등하게 분포되어 있으며, 연령대의 경우 색소 세포성 모반은 40, 50 대에 가장 많으며, 악성 흑색종은 40 대 미만보다 이상에서 훨씬 더 많은데, 이는 흑색종이 40 대 이상에서 많이 발생하는 질병이기 때문일 것으로 추측할 수 있다.

한편, 메타데이터에서 색소 세포성 모반의 데이터 개수가 악성 흑색종의 데이터보다 6 배 정도 많다는 것을 확인하였다. 이는 학습 과정에서 색소 세포성 모반으로의 편향을 발생시켜 성능에 영향을 주기 때문에, 흑색종의 이미지를 크롭, 회전하여 데이터를 증강하였다.

데이터의 증강 이후, 실험 데이터의 80%를 학습 데이터로, 16%를 검증 데이터, 4%를 훈련된 모델을 테스트하기 위한 데이터로 분할하여 사용하였다. 두 병변의 데이터는 서로 다른 디렉토리에 나누어 보관하였는데, 이는 Tensorflow의 기능으로 두 데이터의 레이블 적용을 편하게 하기 위함이다.

2.2 실험 도구

실험에 쓰인 하드웨어 및 소프트웨어는 다음과 같다.

- CPU : I7 - 8700k
- GPU : GTX 1080ti
- RAM : 32GB
- OS : Ubuntu 18.04
- Framework : Tensorflow 2.6

2.3 실험 모델

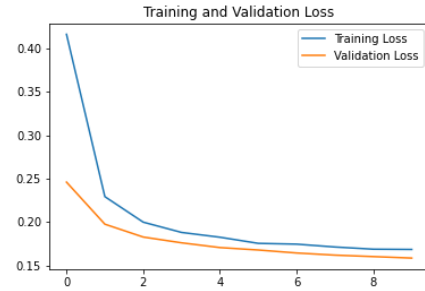
실험을 위한 모델로 MobileNetV2 를 사용하였다. 과대적합의 방지를 위해 드롭아웃이 적용되었으며, loss function 은 Binary Cross Entropy, optimizer 는 RMSprop 을 선택하였다. 또한, 학습 epochs 는 10 회, 초기 학습율은 0.0001 로 설정하였다.

3. 실험 결과

모델명	파라미터 수	최종 accuracy	최종 validation accuracy	test accuracy
MobileNetV2	2.26M	92.49%	93.24%	92.96%
CNN	34.4M	-	-	-

(표 2) 실험 결과 및 MobileNetV2 와 CNN 의 파라미터 수 비교

MobileNetV2 모델을 이용한 색소 세포성 모반과 악성 흑색종의 이진 분류는 validation 과 test 에서 모두 93%에 근접한 성능을 보였다. 한편, MobileNetV2 와 3 개의 CNN layer 를 포함한 model 과의 파라미터를 비교해 본 결과, CNN 의 경우 MobileNetV2 보다 15 배 이상의 파라미터를 가지는 것을 확인하였다. 이는 연산 속도와 메모리 부담 측면에서 MobileNetV2 를 사용하는 것이 더 좋다는 결과를 뒷받침한다.



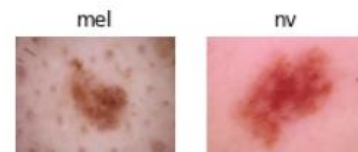
(그림 1) 학습과 검증 과정에서의 loss graph

그림 1 은 학습과 검증 과정에서 기록한 loss function 의 결과값에 대한 그래프로 가로축이 epoch, 세로축이 loss 를 의미한다. 그래프의 경우 training loss 보다 validation loss 가 낮은 경향을 보이는데, 이는 배치 정규화, 드롭아웃 등의 학습 성능의 향상을 위한 layer 들이 훈련 정확도에 영향을 주는 것이 그 원인이다.

4. 결론

색소 세포성 모반과 악성 흑색종을 딥러닝을 통해 이진 분류한 결과는 성공적이라고 할 수 있는데, 이러한 연구 결과는 양질의 데이터, 적합한 모델, 성능을 높이기 위한 여러 장치들(데이터 증강, 드롭아웃 등)에 기반한다.

특히, 이번 연구는 단순히 분류 정확도만 높은 것이 아니라 형태와 색이 비슷하여 육안으로는 구분하기 힘든 영상 또한 높은 확률로 구분하였는데, 아래 사진이 이를 뒷받침한다.



(그림 2) 비슷한 형태의 두 병변 테스트 결과

한편, 이번 연구는 이전의 연구와 비슷하거나 더 좋은 성능을 보이면서, 데이터 수집과정에서의 cost 를 크게 개선하였다. 또한, 피부확대경의 경우 병원 뿐만 아니라 시중에서 구매할 수 있다는 것을 고려했었을 때, 추후 상용화 가능성이 높다는 차별점을 가진다.

다만, 이번 연구에서 테스트를 위한 데이터셋을 따로 준비하지 못하여 테스트의 결과가 일반적인 상황에도 유사한 성능을 보이는지 확인하지 못한 점, 그리고 다른 CNN 모델들과의 비교가 부족했던 점은 본 연구의 한계로 작용한다.

따라서, 추후 연구에서는 위의 한계점을 보완하고 이에 더해, 데이터 증강의 기법을 다양하게 하여 모델의 성능을 비교하고 실제 시중에 있는 피부확대경으로 촬영한 사진으로 테스트하여 상용화의 가능성에 대한 연구를 진행할 것이다.

참고문헌

- [1] Wiebke Sondermann, "Prediction of melanoma evolution in melanocytic nevi via artificial intelligence: A call for prospective data", European Journal of Cancer, Volume 119, 2019, pp. 30-34.

- [2] C Magalhaes, “Distinguishing melanocytic nevi from melanomas using static and dynamic infrared thermal imaging”, *The Journal of the European Academy of Dermatology and Venereology*, Volume 33(9), 2019, pp. 1700-1705.
- [3] Rita Casadonte, “Imaging Mass Spectrometry-Based Proteomic Analysis to Differentiate Melanocytic Nevi and Malignant Melanoma”, *Cancers*, Volume 13(13), 2021, pp 3197-3210.
- [4] Philipp Tschandl, “The HAM10000 dataset, a large collection of multi-source dermatoscopic images of common pigmented skin lesions”, arXiv:1803.10417, 2018.
- [5] Mark Sandler, “MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks”, arXiv:1801.04381, 2019.