

당뇨병성 망막증 분류를 위한 ResNet50 모델 기반 다중 전처리 기법

목다현¹, 변규린², 김주찬², 추현승^{12*}

¹성균관대학교 전자전기컴퓨터공학과

²성균관대학교 AI 시스템공학과

{dahyun1025, byungyurin21, wncks0928, choo}@skku.edu

Diabetic Retinopathy Classification with ResNet50 Model Based Multi-Preprocessing

Da HyunMok¹, Gyurin Byun², Juchan Kim², Hyunseung Choo^{12*}

¹Dept. of Electrical and Computer Engineering, Sungkyunkwan University

²Dept. of AI Systems Engineering, Sungkyunkwan University

요 약

본 연구는 당뇨병성 망막증의 자동 분류를 위해 딥러닝 모델을 활용한다. CLAHE 를 사용한 전처리로 이미지의 대비를 향상시켰으며, ResNet50 모델을 기반으로 한 전이학습을 통해 모델의 성능을 향상했다. 또한, 데이터의 불균형을 고려하여 정확도 뿐만 아니라 민감도와 특이도를 평가함으로써 모델의 분류 성능을 종합적으로 평가하였다. 실험 결과, 제안한 방법은 당뇨병성 망막증 분류 작업에서 높은 정확도를 달성하였으나, 양성 클래스의 식별에서 일부 한계가 있었다. 이에 데이터의 품질 개선과 불균형 데이터 처리에 초점을 맞춘 향후 연구 방향을 제시하였다.

1. 서론

당뇨병은 전 세계적인 건강 문제로 부상하고 있는 만성 질환 중 하나로, 대사 이상과 관련된 여러 합병증을 유발한다. 특히 당뇨병성 망막증은 망막에 영향을 미치는 합병증 중 하나로, 시각 장애와 심각한 시력 손실의 주요 원인 중 하나이다. 미국 질병 통제 예방센터(CDC)에 따르면 당뇨병성 망막증의 조기 발견 및 치료를 통해 심각한 시력 상실을 50~60% 감소할 수 있다고 한다[1]. 이러한 이유로 당뇨병성 망막증의 조기 진단 및 정확한 분류는 중요하다.

최근 딥러닝 기술의 발전은 의료 분야에서 매우 큰 관심을 받고 있으며, 특히 합성곱 신경망(CNN)은 의료 영상 처리 분야에서 당뇨병성 망막증과 같은 복잡한 병변을 감지하고 분류하는 데 효과적인 도구로 활용되고 있다. 본 연구에서는 당뇨병성 망막증의 정확한 분류를 위해 두 가지 주요 요소를 고려하였다. 첫째, 고성능 딥러닝 모델인 ResNet50 을 활용하여 이미지 분류를 수행하였다. 두 번째, 망막 이미지의 전처리 과정 중 하나로 CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization) 기법을 적용하였다.

2. 제안 방식

2.1 전이학습

본 연구는 ImageNet 데이터를 기반으로 사전 훈련된 딥러닝 모델을 활용한 전이학습을 이용하여 모델을 학습시켰다. 사전 훈련된 ResNet50 모델의 가중치를 초기 가중치로 가져왔으며, 모델의 일부 상위 층을 미세 조정하였다. 마지막 분류 레이어를 Dense layer 로 교체하였고, 출력 유닛 수를 1 로 설정하여 이진 분류를 실행하도록 하였다. 또한 sigmoid 활성화 함수를 사용하여, 출력 값을 [0,1] 범위로 조정하여 각 입력 이미지가 당뇨병성 망막증에 속할 확률을 표현 후 분류하도록 하였다.

2.2 전처리 및 데이터 증강

CLAHE 전처리를 통해 이미지의 대비를 향상시켰다. CLAHE 를 적용하여 각 이미지의 히스토그램을 균일하게 분포시켰고, 이는 이미지의 세부 정보를 강조하고 모델 성능을 향상시키는 데 도움을 주었다. 이미지를 입력으로 넣을 때는 원본 이미지와 CLAHE 처리된 이미지를 함께 사용하였다. 두 브랜치의 특성을 결합하기 위해 concatenate 레이어를 사용하였다. 이를 통해 원본 이미지와 CLAHE 이미지의 추상적인 정보를 함께 고려할 수 있었다. 이러한 결합 구조는 모델이 두가지 입력 소스에서 특징을 추출하고 이를 통합하여 최종 예측을 수행할 수 있게 했다.

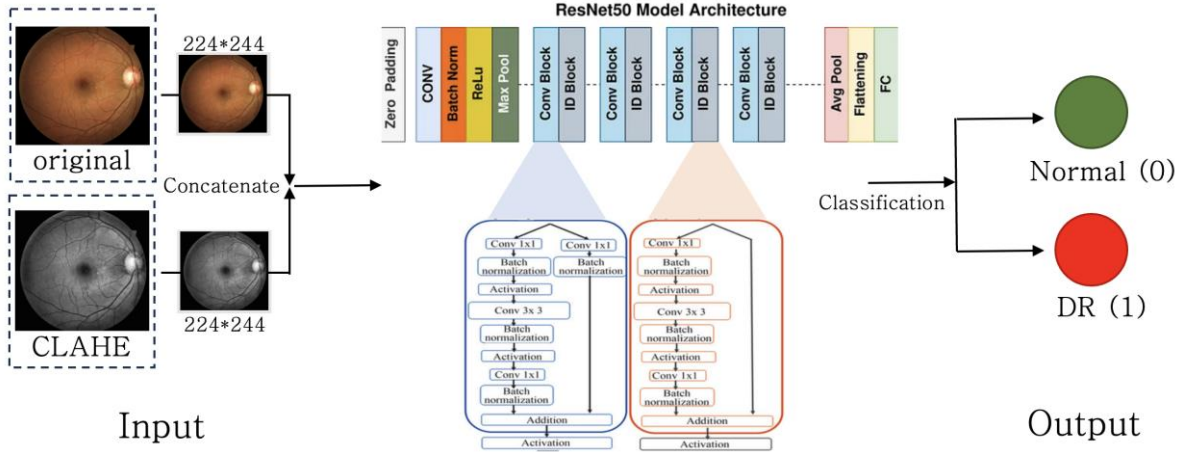


그림 1 ResNet50 모델 구조

또한 회전, 이동, 반전 등의 데이터 증강 기법을 통해 학습 데이터의 다양성을 확장하였다. 이는 모델이 더 강건하게 학습하고 일반화하기 위한 중요한 요소로 작용했다. 또한, 학습률, 배치크기, 드롭 아웃 비율 등의 하이퍼파라미터를 조정하여 최적의 모델 성능을 달성하였다.

3. 실험 및 결과

3.1 데이터셋

사용한 데이터셋은 총 3 개로, 모델의 일반화 성능을 높이기 위해 누구나 접근 가능한 공공 데이터셋을 사용하였다. 첫 번째로 사용한 데이터셋은 Kaggle의 EyePACS 로[2], 총 88,702 장의 고해상도 이미지를 포함하며 총 5 개의 클래스로 나뉘어진다. MESSIDOR 이미지는 프랑스에서 수집된 이미지로, 당뇨병성 망막증의 컴퓨터 보조 진단에 대한 연구를 촉진하기 위해 구축되었으며 4 개 클래스의 총 1,200 장의 이미지로 구성되어 있다[3]. IDRiD 안저 이미지는 인도의 망막 전문가가 촬영한 516 장의 데이터로, 전문가들이 이미지의 품질을 인정한 데이터이다[4]. 본 연구에서는 이진 분류를 수행할 것이기 때문에 4 개 또는 5 개의 클래스를 0(정상)과 1(당뇨병성 망막증) 두개의 클래스로 relabel 하였다.

Label	Train + Validation					Test				
	0	1	2	3	4	0	1	2	3	4
EyePACS	25810	2443	5292	873	708	39533	3762	7861	1214	1206
MESSIDOR	428	128	200	204	204	118	25	47		50
IDRiD	134	20	136	74	49	34	5	32	19	13
SUM	26372	2591	6779	757	757	38685	3792	9223		1219
	28963		7536			43477		10442		
	36499					53919				
	90418									

그림 2 사용한 데이터셋 종류

3.2 실험 환경 설정

Tensorflow 2.0.0 과 python 3.7 환경에서 연구를 수행하였다. Input 사이즈는 224*224 로 resize 하였으며, 회전, 이동, 반전 등의 데이터 증강을 적용하였다. Batch size 는 32, epoch 은 10 으로 설정하였으며, 학습률은 0.0001, dropout 은 0.4 일 때 가장 좋은 성능을 나타냈다.

3.3 결과

Learning rate 와 dropout 값에 변화를 주면서 실험을 진행하고, 다양한 평가지표를 활용하여 모델을 평가하였다. 이러한 지표는 당뇨병성 망막증 분류 작업에 대한 모델의 성능을 정량화하고 비교하는 데 사용된다. 다양한 하이퍼파라미터를 조정하면서 실험해본 결과, learning rate 0.0001, dropout 값이 0.4 일 때 정확도 87.4%로 가장 좋은 성능을 나타냈다. 이는 모델이 전체 테스트 데이터에서 올바르게 분류한 샘플의 비율을 나타낸다. 정확도와 더불어 사용한 평가지표로는 AUC 와 Sensitivity, Specificity 가 있다. AUC 는 ROC 곡선 아래의 면적으로, 이는 모델의 이진 분류 성능을 나타내는 지표로, 실험결과 0.707 로 측정되었다. 실양서여 중 모델이 정확하게 분류한 비율을 나타내는 Sensitivity 는 0.553, 실제 음성 중 모델이 정확하게 식별한 비율을 나타내는 Specificity 는 0.892 의 수치를 나타내었다.

Learning rate	dropout	accuracy	TPR	TNR
0.0001	0.5	0.832	0.332	0.897
0.0001	0.45	0.846	0.418	0.897
0.0001	0.4	0.874	0.553	0.892
0.0001	0.35	0.841	0.384	0.898

그림 3 다양한 하이퍼파라미터에 따른 test 결과

또한, 기존의 basic 한 ResNet50 모델을 사용하였을 때의 결과와 전처리 된 이미지를 합성하여 사용한 결과를 비교해보면, Sensitivity 를 제외한 다른 평가지표에서 성능이 향상된 것을 볼 수 있다.

	Basic ResNet50	Our Trial
Accuracy	0.727	0.874
TPR	0.634	0.553
TNR	0.515	0.892
AUC	0.543	0.707

그림 4 Input 이미지로 전처리된 이미지를 사용하기 전과 후 비교

4. 결론 및 향후 연구 계획

테스트 결과, 이번 실험은 당뇨병성 망막증 분류 작업에서 높은 정확도를 보였다. 특히 정확도는 0.874로 나타났으나, 데이터 불균형을 인해 Sensitivity 가 Specificity 에 비해 상대적으로 낮게 나타났다. 이러한 결과는 실제 양성 사례 중 일부가 모델에 의해 정확하게 식별되지 않았음을 나타내며, 데이터의 불균형이 분류 성능에 영향을 미친 것으로 해석된다. 따라서 향후 연구에서는 이를 해결하는 방향으로 진행할 예정이다. 오버샘플링, 언더샘플링, SMOTE 등의 방법을 통해 클래스 간 균형을 맞추어 예정이다. 또한 더 많은 데이터를 확보함으로써 모델의 일반화 성능을 향상시키고, 현재 모델의 구조와 하이퍼파라미터를 최적화하여 모델의 성능을 향상시킬 예정이다.

Acknowledgement

본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 ICT 명품인재양성(IITP-2023-2020-0-01821), 4 단계 BK21 사업과, 인공지능 혁신 허브(No.2021-0-02068), (No.2019-0-00421, 인공지능대학원지원(성균관대학교))지원을 받아 수행된 연구 결과임.

참고문헌

- [1] <https://www.hira.or.kr/bbsDummy.do?pgmid=HIRAA020041000100&brdScnBltNo=4&brdBltNo=10539&pageIndex=1>
- [2] <https://www.kaggle.com/competitions/diabetic-retinopathy-detection/overview>
- [3] <https://www.adcis.net/en/third-party/messidor/>
- [4] <https://idrid.grand-challenge.org/Data/>