

망막 혈관 Segmentation 분야에서 효과적인 전처리 기법의 비교분석에 관한 연구

이소향, 장소연, 조유상, 김용석*

건양대학교, *건양대학교

21619022@konyang.ac.kr, 21619027@konyang.ac.kr, 22806506@konyang.ac.kr, *yskim@konyang.ac.kr

A Study on the Comparative Analysis of Effective Preprocessing Techniques in Retinal Blood Vessel Segmentation

Lee So Hyang, Jang So Yeon, Cho You Sang, Kim Young Suk*

Konyang Univ., *Konyang Univ.

요 약

3대 안저 질환은 실명으로 이어질 수 있어 신속히 질환을 찾아내는 것이 중요하다. 질환을 찾아내기 위해 망막 혈관은 임상적으로 중요한 가치를 갖지만 의료 인력문제로 인해 망막 혈관 Segmentation에 어려움이 있다. 인공지능 알고리즘을 활용하는 망막 혈관 Segmentation 방법이 활발하게 연구되고 있지만 사용하는 전처리 기법이 이미지의 명암차이로 인해 서로 상이하다. 본 논문은 서로 다른 전처리 기법을 비교, 분석하여 Segmentation분야에서 성능이 뛰어난 전처리 기법을 연구하였다. Grayscale과 CLAHE(Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization)를 거친 후 각각 Sharpening과 Black hat을 적용한 데이터 3가지 방법을 비교하였다. ResU-Net을 활용하여 각각 Segmentation을 진행하였으며 Confusion matrix를 활용해 모델의 성능을 평가하였다. CLAHE와 Sharpening을 적용한 데이터가 가장 뛰어난 성능을 보였다. 향후 추가적인 전처리 기법과 망막 혈관 Segmentation 모델에 관해 연구할 계획이다.

I. 서 론

3대 안저 질환인 당뇨병성 망막병증, 녹내장, 황반변성은 빠른 치료가 이루어지지 않는다면 실명까지 이를 수 있는 질환이기에 신속히 질환을 찾아내는 것이 중요하다. 망막 혈관은 질환 발견의 주요한 혈관으로 임상적으로 중요하며 비침습적으로 검사가 가능한 혈관이다. 하지만 안저 영상에서 망막 혈관을 Segmentation 하는 것은 경험에 의존하여 진행되며 환자 수에 비해 의료 인력이 적은 문제가 있다. 이를 해결하기 위하여 인공지능 알고리즘을 활용한 망막 혈관 Segmentation 방법이 활발하게 연구되고 있다. 효과적인 Segmentation을 위해서는 안저 데이터의 망막과 혈관의 대비시키는 이미지 전처리가 중요하다. 그러나 Segmentation 연구마다 사용하는 이미지의 명암의 차이로 인해 전처리 기법이 서로 다르다. 본 논문에서는 전처리 기법들을 비교, 분석하여 망막 혈관 Segmentation 분야에서 성능이 뛰어난 전처리 기법을 연구하였다.

소한 후 전처리를 진행하였다. 전처리의 경우 이미지 전체를 균일화시키기 위해 블록별로 히스토그램 평준화를 실행하는 CLAHE 기법을 거쳤다.

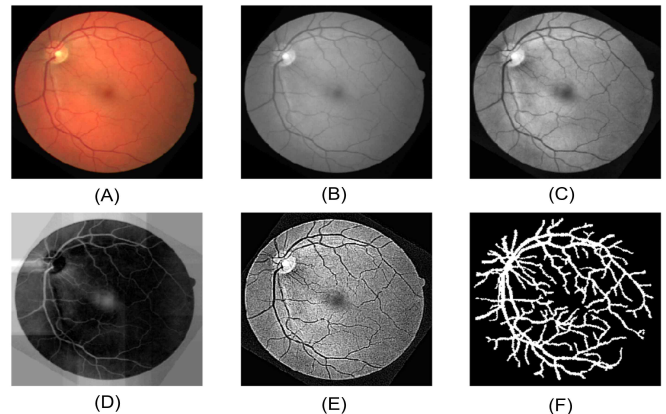


그림 1. DRIVE셋 데이터 및 전처리 적용 데이터

II. 본 론

본 논문에서는 Grayscale만을 적용한 데이터와 CLAHE(Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization)를 거친 후 각각 Sharpening과 Black hat을 적용한 데이터를 비교, 분석하여 Segmentation에 뛰어난 전처리 기법을 연구했다. 데이터 셋은 DRIVE(Digital Retinal Images for Vessel Extraction)를 사용하였으며 DRIVE셋은 Kaggle에 공개되어있는 망막 혈관 분할데이터 세트이다[1]. DRIVE셋의 학습데이터는 총 20장으로 Segmentation을 진행하기에 데이터의 수가 적어 어려움이 있어 데이터를 회전시켜 데이터 수를 증강시켰다. 학습에 걸리는 시간을 줄이기 위해 3도씩 회전하여 증강한 데이터의 (512,512)의 크기를 (256,256)으로 축

그림 1의 (A)와 (F)는 각각 DRIVE셋의 학습 데이터와 망막 혈관 라벨이며 (B)는 학습데이터 (A)에 Grayscale을 적용한 데이터이다. (C)는 (B)에 CLAHE를 적용하여 이미지 평준화를 거친 데이터다[2]. (D),(E)의 데이터는 (C) 데이터를 기반으로 각각 Sharpening과 Black hat의 전처리 과정을 거친 데이터이다[3][4]. Sharpening의 경우 이미지의 경계 부분의 명암을 극대화시켜 데이터의 혈관과 배경 사이를 선명하게 만들기 위해 선정하였다. Black hat은 이미지를 팽창시켜 어두운 영역을 줄이고 밝은 영역을 늘린 다음 늘어난 영역을 다시 복구시켜 어두운 영역을 증가시킨다. 그 후

원본의 이미지를 빼는 전처리 기법으로 어두운 이미지를 강조할 때 사용하며 비교적 어두운 명암을 가진 망막 혈관의 강조를 위해 선정하였다.

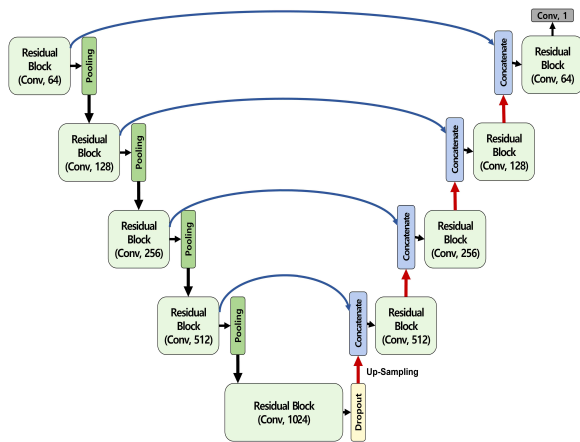


그림 2. ResU-Net 기반 혈관 Segmentation 모델 구조

본 연구에서는 Segmentation을 위해 ResU-Net 모델을 활용하였다[5]. ResU-Net은 기존의 Image Segmentation을 위해 개발된 U-Net의 구조에 인코더와 디코더 부분에 ResNet의 특징인 Residual Block을 적용시킨 모델이다. 인코딩 레이어에서 얻은 특징값을 디코딩 레이어에 합치는 Concatenation 및 인코더 레이어와 디코더 레이어의 직접 연결하는 Skip connection의 특징을 가지고 있다. 특징값의 손실을 줄이며 낮은 수준의 특징값을 쉽게 인식하기 위해 선정하였다. 그림 2는 활용한 모델의 구조로 인코더와 디코더 부분에 각각 Residual Block을 5개와 4개로 구성하였다. Learning rate는 0.00001으로 설정하였고 Optimizer는 Adam을 사용했으며 Loss Function은 이진 교차 엔트로피 함수를 사용하였다. 앞서 설명한 3가지 방식 전처리를 입력시켜 각각의 모델에 학습시켰다.

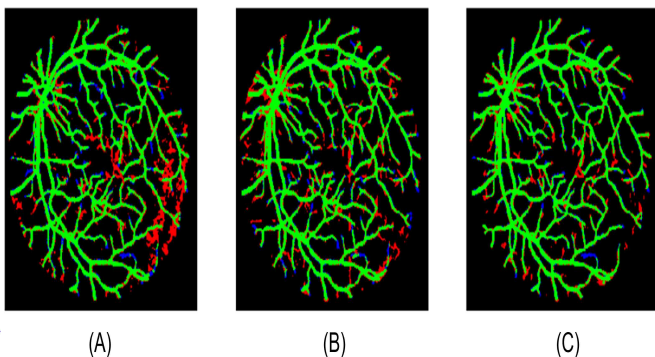


그림 3. 전처리 기법에 따른 결과 비교 분석

각 모델의 결과와 DRIVE셋의 망막 혈관 라벨을 Confusion matrix를 활용하여 비교했다. True Positive는 초록색으로 표시하였으며 False Negative와 False Positive는 각각 빨간색과 파랑색으로 표현하였다. True Negative의 경우는 검은색으로 표현하였다. 그림 3은 각 전처리별로 Segmentation 모델에 입력하였을 때 출력된 이미지이다. (A)의 경우 Grayscale만 사용한 데이터로 학습시킨 모델의 결과이며 (B)는 CLAHE와 Black hat로 학습한 모델의 결과이다. 마지막으로 (C)는 CLAHE와 Sharpening을 방식의 데이터를 학습시킨 모델의 결과이다. Grayscale를 활용한 모델은 False Negative를 뜻하는 빨간색이 다른 두 모델보다 많은

것을 확인 할 수 있다. 이는 별도의 전처리를 거치지 않아 학습 성능이 떨어진다고 판단된다. (B)의 CLAHE와 Black hat으로 학습한 모델은 (A) 모델보다 빨간색 부분이 적은 것을 확인 할 수 있다. 마지막으로 CLAHE와 Sharpening 데이터를 학습한 모델 (C)는 (A)와 (B) 모델들 보다 파란색과 빨간색 영역 모두 월등히 적은 것을 확인 할 수 있었다. 따라서 CLAHE와 Sharpening를 활용한 전처리 기법이 Segmentation에 효과적인 것으로 판단된다.

III. 결론

본 논문에서는 전처리 기법을 비교, 분석하여 Segmentation에서 성능이 뛰어난 전처리 기법을 연구하였다. Confusion matrix를 활용해 비교하여 전처리 기법의 평가를 진행하였다. CLAHE와 Black hat를 활용한 모델은 Grayscale를 학습한 모델보다 성능이 뛰어났으나 이미지의 명암 차이로 인하여 False Positive인 파란색 부분 영역은 크게 개선되지 않았다. 그에 반해 CLAHE와 Sharpening 데이터를 학습한 모델은 False Negative와 False Positive 부분, 모두에서 성능이 뛰어났다. 향후 연구로는 전처리 기법을 추가하고 Segmentation 모델의 종류를 늘려 성능에 관해 연구할 계획이다.

ACKNOWLEDGMENT

본 성과는 교육부와 한국연구재단의 재원으로 지원을 받아 수행된 3단계 산학협력 선도대학 육성사업(LINC 3.0)의 연구결과입니다(NTIS 과제 번호. 1345356198).

참 고 문 헌

- [1] DRIVE (Digital Retinal Images for Vessel Extraction), <https://paperswithcode.com/dataset/drive>. April 2004.
- [2] Reza, Ali M. "Realization of the contrast limited adaptive histogram equalization (CLAHE) for real-time image enhancement." Journal of VLSI signal processing systems for signal, image and video technology 38.1 (2004): 35-44.
- [3] Intaramanee, Tanin, et al. "Optic disc detection via blood vessels origin using Morphological end point." 2016 International Conference On Advanced Informatics: Concepts, Theory And Application (ICAICTA). IEEE, 2016.
- [4] Ma, Yuliang, et al. "Multichannel retinal blood vessel segmentation based on the combination of matched filter and U-Net network." BioMed research international 2021 (2021).
- [5] Li, Di, et al. "Residual u-net for retinal vessel segmentation." 2019 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). IEEE, 2019.