

SegNet 을 이용한 공간섭 단층 영상의 분할 연구

*송민규, *권오흠, **문광석, ***권오준, ****강경원, ****이석환, *권기룡

*부경대학교 IT 융합응용공학과, **부경대학교 전자공학과,

동의대학교 컴퓨터소프트웨어공학과, *동명대학교 정보보호학과

e-mail : thdalsrb0325@naver.com, ohkwn@pknu.ac.kr, ksmoon@pknu.ac.kr, kangkw@tu.ac.kr ,
skylee@tu.ac.kr, kiryongkwon@gmail.com

Segmentation of Optical Coherence Tomography Images using SegNet

Min-Kyu Song*, *Oh-Heum Kwon, **Kwang-Seok Moon, ***Oh-Jun Kwon, ****Kyung-Won Kang,

****Suk-Hwan Lee, *Ki-Ryong Kwon

*Dept. of IT Convergence and Applications Engineering, Pukyong National University

**Dept. of Electronics Engineering, Pukyong National University

***Dept. of Computer Software Eng., Dongeui University

****Dept. of Information Security, TongMyong University

요 약

의학분야에서 환자에 대한 정확한 진단과 처방은 무엇보다 중요한 요소이다. 정확한 진단을 하기 위해서는 우리는 데이터로부터의 보다 나은 분석과 깊이있는 특징추출이 필요하다. 그렇기 때문에 의학분야에서는 기존의 영상데이터를 더 선명하게 보기 위하여 강화시키거나 중요한 영역만을 추출하기 위하여 영상을 분할을 많이 한다. 특히 이미지 영상 분할에 대한 연구는 기존의 영상 이미지를 특정 영역으로 분해해 의미있는 영역만을 추출 할 수 있기에 여러가지 분야에서 유용하게 쓰인다. 본 논문에서는 OCT(공간섭 단층 영상 망막)이미지를 내경계막(Internal Limiting Membrane), 내망막색소상피(Inner retinal pigment epithelium) 그리고 브루크외부막(Outer Aspect of the Bruch-Membrane) 총 3 개의 레이어로 분할하는 연구를 하였다. 컨볼루션 뉴럴 네트워크를 기반으로한 인코더 디코더 네트워크 중 하나인 세그넷을 모델로 적용하였고 데이터셋을 세그넷에 맞추기 위하여 기존의 모델을 약간 변형하였다. 세그넷의 인코더 네트워크의 컨볼루션 레이어가 VGG16 과 동일하여 인코더 네트워크 부분에 학습된 파라미터 가중치를 사용하여 전이학습을 시켜주었다. 실험 데이터로 두가지 종류의 OCT 데이터를 사용하였다. 하나는 정상이미지 다른 하나는 노인황반변성(Age-related Macular Degeneration) 데이터를 실험하였다. 대체적으로 정상이미지에 대해서는 세그넷이 성공적으로 영상 분할을 하는 반면 노인황반변성(AMD)이미지에 대해서는 굴곡진 선을 분할 할 때 레이어 영역에서 정확히 분류가 되지 못하는 결과를 발견하였다.

1. 서론

의학 영상에 대하여 특징을 나타낼 수 있는 영역을 추출 하는것은 성공적인 데이터 이미지 분석에 있어 필수적인 요구조건이다. 특히 공간섭 단층 영상(OCT) 이미지에 관한 영상 이미지 분할은 유기적인 상태변화 또는 혈액의 흐름 그리고 생물학적 조직의 구조를 분석하는데 용이하여 강력한 도구로써 널리 사용되어지고 있다. 본 논문에서는 공간섭 단층 영상기술로부터 얻은 정상 이미지와 노인황반변성 이미지에 대하여 영상분할을 하여 보았다. 노인황반변성은 황반에 안 좋은 혈관이 발생하여 혈액 내 체액성분과 혈액자체가 누출이 되어 시력이 급격하게 저하된다는 특징이 있다. 시각적으로 정상이미지와 비교해보았을때는 내경계막과 브루크외부막에서 출혈의 발생으로 레이어가 울퉁불퉁해지는 것을 확인할 수 있다. 반면 정상이미지에서는 세계의 레이어 모두 곧게 나와있는 것을 볼 수 확인할 수 있다. 하지만 노인황반변성도 초기 중기 말기에 따라 이를 시각적으로만 분별하는 것에 한계가 있기

때문에 이를 영상분할 함으로써 공간섭 단층 영상이미지를 더욱 효과적으로 분석 진단 할 수 있도록 하기 위해 이 연구를 진행하였다.

2. 관련연구

영상 분할은 이미지에서 물체와 배경 또는 물체와 물체를 분할하는 이미지 처리 기술로써 널리 사용되고 있다. 영상을 분할하기 위해서 다양한 기술이 사용되는데 분할할 객체의 배경과 영상의 대비 차이를 이용하는 기술이 그 중 하나이다. 영상과 배경의 대비차이는 크기에 이를 영상의 기울기를 계산하는 연산자를 통해 대비변화를 검출 할 수 있다. 그리하면 영상의 기울기를 계산하고 임계값을 적용하여 분할된 세포를 포함하는 이진 마스크를 생성할 수 있다. 보편적으로 사용되는 엣지 검출 법으로는 소벨마스크가 사용 되어지고 있으며 연산자를 사용하여 임계값을 계산한다 그리하여 다시 임계값을 조정하고 엣지를 다시 사용하여 분할된 세포를 포함하는 이진 마스크를 얻을 수 있다.

그리고 기울기 마스크에는 영상의 고대비를 나타내는 선이 표시되는데 이러한 선으로는 윤곽을 알기가 어렵기에 원본 영상과 비교해보며 둘러싼 선들의 간격을 알 수 있다. 이러한 선 간격은 선형 구조 요소를 사용하여 소벨영상을 팽창시키면 사라지기에 영상을 팽창시켜주고 나머지의 내부를 채워주는 영상 분할법이 있다.

3. 네트워크 설계

네트워크는 크게 인코더 네트워크와 디코더 네트워크 두가지로 구성되어 있다. 인코더 네트워크에서는 10 개의 컨볼루션 레이어 그리고 컨볼루션 레이어가 끝날때 맥스풀링 레이어가 포함되어 총 4 개의 풀링레이어가 포함되어 있다. 인코더부분은 우리가 보편적으로 알고 있는 컨볼루션식 회선 신경망(CNN)과 유사하다[1,2]. 이 구조는 VGG16 의 컨볼루션 구조와 동일하여 우리는 인코더 네트워크에 학습된 파라미터와 가중치들을 사용하여 전이학습을 시켜주었다[3].

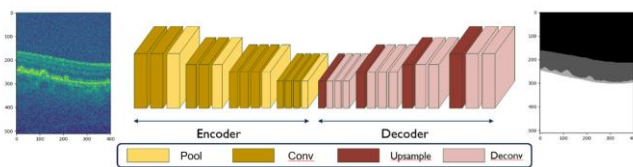


그림 1. SegNet 의 네트워크 구조 [1,2]

또 다른 하나인 디코더 네트워크는 인코더의 맥스풀링 단계에서 계산된 풀링 인덱스를 사용하여 비선형 업샘플링을 수행하는 역할을 한다. 디코더 네트워크를 거치면서 입력된 이미지의 크기만큼 결과이미지도 동일한 크기로 나올 수 있게 하기 때문이다. 그리고 인코더와 대로 업샘플링 레이어 4 개와 디컨볼루션 레이어 10 개를 포함하고 있다. 그림 1 은 SegNet 의 전체 구조를 시각화해 놓은 그림이다. 노란부분까지는 인코더 네트워크 빨강부분은 디코더 부분의 네트워크 구조를 설명하고 있다.

4. 구현

실험에 사용한 데이터는 총 23,576 개의 데이터를 사용하였다. 사용한 데이터셋은 Kermay [4]의 연구에서 사용 되어졌던 데이터를 가져왔다. 16,408 개의 비정상 이미지와 7168 개의 정상이미지를 사용하였다. 이를 8 대 2 의 비율로 훈련데이터 테스트데이터로 나누어서 실험에 사용 하였다. 실험 결과로 두가지 결과물을 얻었다. 정상이미지에 대한 영상분할 이미지 그리고 노인황반변성 이미지로부터 나온 영상분할 이미지가 있다. 아래 그림 2 는 입력이미지로 넣은 정상이미지와 그로부터 네트워크를 거쳐 나온 결과이미지를 보여준다. 레이어를 성공적으로 영상분할 한 결과를 볼 수 있다.

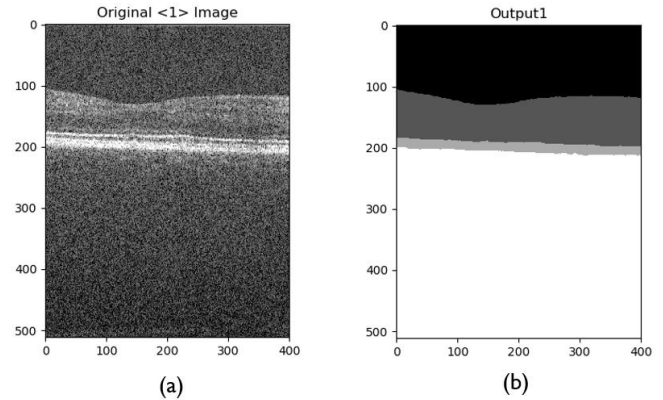


그림 2. 정상이미지에 대한 결과 (a)입력으로 사용한 정상 OCT 이미지 (b) (a)로부터 네트워크를 통해 나온 세그멘테이션 결과 이미지

반면 그림 3 은 노인황반변성에 대한 입력이미지, 결과이미지를 나타낸 그림이다. 두번째와 세번째 레이어인 내망막색소상피와 브루크외부막에서 출혈로 인해 정상이미지보다 구불구불한 곡선형의 레이어가 제대로 영상분할 되지 못한 결과를 보여준다. 정확도 측정법은 이미지와 결과이미지의 전체픽셀을 평평하게 1 차원 벡터로 만들어 정확히 예측한 픽셀에서 전체픽셀을 나누어 계산해 주었다.

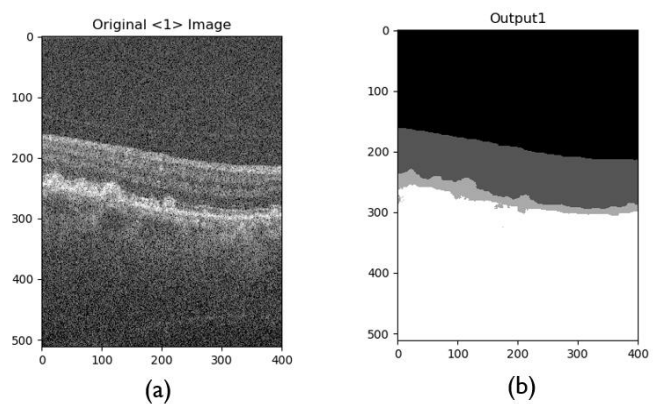


그림 3. 황반변성이미지에 대한 결과 (a)입력으로 사용한 황반변성 OCT 이미지 (b) (a)로부터 네트워크를 통해 나온 세그멘테이션 결과 이미지

정상이미지의 정확도는 94.56% 볼 수 있었고 노인 황반변성 이미지는 92.24%를 확인했다.

5. 결론

정확도측면에서는 두가지 경우모두 성공적으로 영상분할을 하였지만 결과 이미지로 보았을 때 만족스럽지 못한 결과를 얻었다. 이는 전체픽셀을 모두 계산하다보니 정작 필요한 부분은 3 개의 레이어 부분이지만 너무많은 불필요한 부분이 정답으로 측정 되어서 정확도가 자연스럽게 올라가게 되었기 때문이다. 이후의 연구에서는 전체 이미지를 영상분할하는 대신 세개의 레이어 부분만 뉴럴 네트워크를 이용하여 예측하는 연구를 할

것이다. 그리고 이를 통해 3 개의 레이어 픽셀들의 결과만을 비교하는 정확도 측정법을 사용할 계획을 가지고 있다. 그리고 정상이미지의 결과들은 전체적으로 성공적으로 영상분할 되어지는 반면 비정상이미지가 가지는 구불구불한 곡선에서는 영상분할을 잘 못하는 결과를 얻었으므로 이 부분을 개선해 볼 계획이다.

Acknowledgements

This work was supported by the Ministry of Trade, Industry and Energy for its financial support of the project titled “the establishment of advanced marine industry open laboratory and development of realistic convergence content and Basic Science Research Program through the National Research Foundation of Korea (NRF) funded by the Ministry of Science, ICT & Future Planning (2016R1D1A3B03931003, No. 2017R1A2B2012456).

참고문헌

- [1]C. Liang-Chieh, G. Papandreou, I. Kokkinos, K. Murphy, and A. Yuille, “Semantic image segmentation with deep convolutional nets and fully connected crfs,” in ICLR, 2015.
- [2] K. Simonyan and A. Zisserman, “Very deep convolutional networks for large-scale image recognition,” arXiv preprint arXiv:1409.1556, 2014.
- [3] K. Simonyan, A. Zisserman, “Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition,” *Computer Vision and Pattern Recognition.*, arXiv preprint arXiv: 1409.1556,2015.
- [4]K. A. Vermeer, J. van der Schoot, H. G. Lemij, and J. F. de Boer, “Automated Segmentation by Pixel Classification of Retinal Layers in Ophthalmic OCT Images,” *Biomedical Optics Express.*, vol.2, no.6, pp.130- 1743-1756, 2011.