

Octave U-net 을 이용한 생체 의학 이미지 분할과 분류 방법

김화랑^{1,2}, 김광주², 임길택², 최두현¹

¹ 경북대학교, ² 한국전자통신연구원

Khr1393@knu.ac.kr, kwangju@etri.re.kr, ktl@etri.re.kr, dhc@ee.knu.ac.kr

Biomedical Image Segmentation and Classification Using Octave U-net

Hwa-Rang Kim^{1,2}, Kwang-Ju Kim², Kil-Taek Lim², Doo-Hyun Choi¹

¹ Kyungpook National University, ² Electronics and Telecommunications Research Institute

요 약

생체의학 이미지를 이용한 환자의 질병 분석이나 예측은 병리학자에 의한 분석과 함께 추가적인 검사를 필요로 하는 경우가 자주 발생한다. 특히 암과 같은 심각한 질병에 대해서는 다양한 추가적인 절차의 검사가 필요한데, 이는 많은 인력과 비용을 요구한다. 본 논문에서는 인공지능을 이용한 질병 검사 분야 중 생체 의학 이미지 분석 분야에 U-net 기반의 대장암 이미지 분할 및 분석 방법을 제안한다. 기존 U-net 을 사용한 모델의 성능향상을 위해 합성곱 신경망을 옥타브 합성곱 신경망으로 대체하였다. 옥타브 합성곱 신경망은 고주파와 저주파 성분에 대한 연산에 차별을 두는 모듈로써, 고주파에 대해서는 큰 특성맵으로, 저주파에 대해서는 고주파 특성맵의 반의 크기를 가지는 특성맵으로 연산한다. 본 논문에서 제안한 Octave U-net 을 이용한 생체 의학 이미지 분할 및 분류 성능은 0.775 F1 score 와 0.803 Jaccard score 로 기존의 U-net, U-net++, DeepLabV3+ 보다 F1 score 는 각각 0.172, 0.143, 0.070 만큼, Jaccard score 는 각각 0.126, 0.078, 0.040 만큼 성능 향상이 있었다.

I. 서 론

대장암은 암으로 인한 사망률에 크게 관여하는 치명적인 병이다. 대장암에 대한 면역 치료에 대해 환자가 잘 반응하는지에 대한 지표로 MSI (Microsatellite instability)가 사용되는데, MSI 는 MSI-High(MSI-H)와 MSI-Low(MSI-L), MSI-Stable(MSI-S)로 분류된다. MSI-H 는 좋은 예후 증상을 나타냄을 의미하며, MSI 상태에 대한 병리학적인 보고는 수술로 절제된 모든 대장암 사례에 대해 강력히 권장된다.

하지만 실제로는 추가적인 유전자 검사와 면역 조직화학 검사를 받아야 하기 때문에 모든 환자들이 MSI 테스트를 받기는 어렵다. 이에 대한 해결책으로 MSI 예측 알고리즘을 개발하여 추가적인 비용이나 시간 지출 없이 슬라이드 이미지만 이용하여 예후 증상을 예측할 수 있도록 할 수 있다. 예측 알고리즘을 위하여 통계적, 혹은 수학적 접근법을 적용할 수 있겠지만, 많은 영역에서 인간의 수학적, 과학적 지식을 압도하는 딥러닝의 발전 이후, 많은 연구자들은 딥러닝을 이용한 알고리즘 개발에 몰두해 왔다.

본 논문에서도 딥러닝을 이용한 생체의학 이미지 분석을 한다. 많은 딥러닝 알고리즘 중에서도 생체의학 이미지에서 뛰어난 성능을 보였던 U-net [1]은 간단한 U 자 모양의 합성곱 신경망 구조를 이용하여 많은 연구자들의 관심을 받았다. 실제로 U-net 보다 몇몇 데이터셋에 대해서 뛰어난 성능을 보인 다른 모델들(DeepLabV3+ [2], U-net++ [3] 등)이 있지만 본 실험에서는 비교적 간단한 구조인 U-net 을 변형하여

몇몇 모델들보다 우수한 성능을 낼 수 있음을 확인하였다. U-net 의 변형은 Octave 합성곱 신경망[4]를 이용하였으며, 옥타브 합성곱 신경망은 기존 합성곱 신경망보다 가벼우며, 효율적인 연산을 통해 성능 향상을 할 수 있는 모듈이다. 본 실험에서는 대장암 이미지 데이터셋에 대해 U-net, U-net++, DeepLabV3+ 와 제안하는 Octave U-net 의 성능을 비교하였다.

II. 본론

본 실험에서는 대장암 이미지 데이터셋에 대해 종양 부위를 분할하고, 분할된 종양 부위에 대해 MSI 상태를 예측하는 분류 알고리즘 개발을 목표로 한다.

그림 1 은 본 실험에서 사용한 옥타브 합성곱 신경망의 특징맵을 나타낸다. 기존의 합성곱 신경망과는 달리 옥타브 합성곱 신경망은 특징맵의 반은 크기를 반으로 하여, 저주파에 대해 글로벌한 특징을 해석하며, 고주파에 대해 미세한 부분에 대한 해석을 한다. 그림 2 는 본 실험에서 사용한 U-net 구조이며, 기존의 합성곱 신경망이 옥타브 합성곱 신경망으로 대체된 모델이다.

테이블 1 에서 각 모델 별 성능 비교를 하였다. 본 실험에서는 분류 평가 기준으로 F1 score 를 사용하였고, 분할 평가 기준으로 Jaccard score 를 사용하였다. 테이블 1 에서 볼 수 있듯이 본래의 U-net 이나 U-

net++ 구조, DeepLabV3+ 구조보다 뛰어난 성능을 보였다.

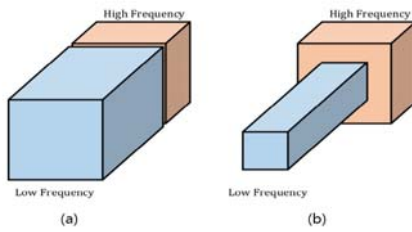


그림 1. (a) 기존의 합성곱 신경망 특징맵 (b) 옥타브 합성곱 신경망의 특징맵

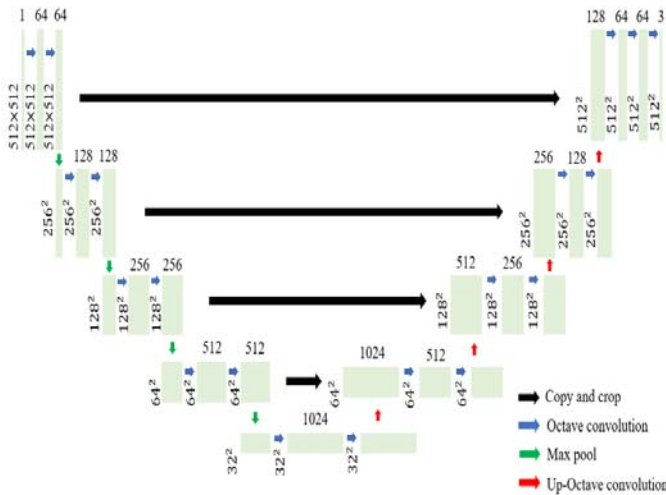


그림 2. 본 실험에서 사용된 Octave U-net 구조

테이블 1. 각 모델 별 성능 비교

모델	F1 Score	Jaccard Score
U-net	0.603	0.677
U-net++	0.632	0.725
DeepLabV3+	0.705	0.763
Octave U-net	0.775	0.803

그림 3 은 대장암 이미지 데이터에 대한 Octave U-net 의 분할 결과를 보여준다. 하얀색 영역이 종양 부위를 나타내며, 종양 부위는 다시 MSI 상태로 분류된다. 한 이미지에 대해 여러 MSI 상태는 나타나지 않으며, MSI-H 는 1, MSI-S 나 MSI-L 는 0 으로 구분된다. 본 실험에서 사용한 대장암 이미지 데이터는 총 6,746 장이며, 5,000 장이 훈련 데이터셋, 1,746 장이 테스트 데이터셋으로 쓰였다.

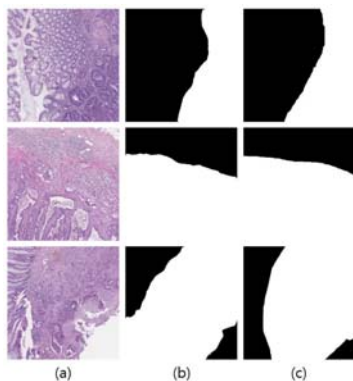


그림 3. 대장암 이미지 분할 결과 (a) 대장 이미지 (b) 예측 결과 (c) 정답 마스크

III. 결론

본 논문에서는 대장암 이미지의 분석을 위해 U-net 과 옥타브 합성곱 신경망을 조합하여 모델을 구축하고 실험하였다. 그 결과, 병리학자가 아닌 일반인의 눈으로는 구분하기 어려운 종양 부위(그림 3 참조)에 대해 상당히 비슷하게 예측해냈으며, 기존의 성능이 증명된 다른 모델보다 우수한 성능을 보였다.

ACKNOWLEDGMENT

This work was supported by Electronics and Telecommunications Research Institute (ETRI) grant funded by the Korean government. [20ZD1200, Development of ICT Convergence Technology for Daegu-GyeongBuk Regional Industry].

De-identified pathology images and annotations used in this research were prepared and provided by the Seoul National University Hospital by a grant of the Korea Health Technology R&D Project through the Korea Health Industry Development Institute (KHIDI), funded by the Ministry of Health & Welfare, Republic of Korea (grant number: HI18C0316).

참 고 문 헌

- [1] Ronneberger O., Fischer P., Brox T. (2015) U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. In: Navab N., Hornegger J., Wells W., Frangi A. (eds) Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015. MICCAI 2015. Lecture Notes in Computer Science, vol 9351. Springer, Cham.
- [2] Liang-Chieh Chen, Yukun Zhu, George Papandreou, Florian Schroff, Hartwig Adam, "Encoder-Decoder with Atrous Separable Convolution for Semantic Image Segmentation," Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018, pp. 801-818
- [3] Zhou Z., Rahman Siddiquee M.M., Tajbakhsh N., Liang J. (2018) U-net++: A Nested U-Net Architecture for Medical Image Segmentation. In: Stoyanov D. et al. (eds) Deep Learning in Medical Image Analysis and Multimodal Learning for Clinical Decision Support. DLMIA 2018, ML-CDS 2018. Lecture Notes in Computer Science, vol 11045. Springer, Cham.
- [4] Chen, Yunpeng, et al. "Drop an octave: Reducing spatial redundancy in convolutional neural networks with octave convolution." Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. 2019.