

# 양상블 U-Net 을 이용한 위장 내시경 용종 검출 모델 개발

박명석, 정운영, 김재윤\*  
순천향대학교

pmsk980122@sch.ac.kr, hbm06014@naver.com, \*kimym38@sch.ac.kr

## An ensemble U-Net model for detecting gastric polyps in endoscopic images

Park Myeong Seok, Jeong Woon-young, Kim Jaeyun\*  
Soonchunhyang Univ.

### 요 약

최근 내시경 장비의 발달로 고성능, 고화질 영상을 통해 진단이 되고 있다. 하지만 내시경 장비로 촬영된 영상의 수가 증가하면서 전문의의 피로도가 증가하고 있고 전문의의 숙련도에 따라 진단의 편차가 존재한다. 이러한 한계점을 보완하기 위해 본 논문은 위장 내시경에서 용종을 검출하는 양상블 U-Net 을 제안한다. 양상블 U-Net 의 성능을 평가하기 위해 DeepLabV3, PSPNet 과 성능을 비교한 결과 양상블 U-Net 의 예측 성능이 우수함을 확인하였다.

### I. 서 론

위장 내시경 검사는 위 이상 징후의 탐지와 치료에 있어 CT 나 MRI 검사 기법보다 월등한 검사 방법이다. 현재 내시경 장비의 발달로 고성능, 고화질 영상을 통해 질병의 조기 발견 및 진단이 되고 있다. 하지만 내시경 장비로 촬영된 영상의 수가 증가함에 따라 육안으로 진단하는 전문의의 피로도가 증가하고 있으며, 전문의의 숙련도에 따라 진단의 차이가 존재한다[1]. 위와 같은 문제들을 해결하기 위해 딥러닝을 활용한 컴퓨터 보조 진단 시스템 연구가 활발하게 진행되고 있다.

딥러닝을 활용한 컴퓨터 보조 진단 시스템 연구들은 다음과 같다. 김동현과 조현중[2]은 Inception 기반의 딥러닝을 통해 모델을 구축했으며 데이터 증대 기법을 사용해 학습 데이터의 양을 늘렸다. 실험 결과 데이터 증대 기법을 사용한 모델이 AUC(Area Under the ROC Curve) 값 0.832 로 데이터 증대 기법을 사용하지 않았을 때보다 성능이 개선되는 것을 확인하였다. Pengfei Song et al.[3]은 매우 작은 용종들은 주변 환경과 매우 유사해 분할이 어렵다는 한계점을 바탕으로 업 샘플링 및 다운 샘플링을 활용한 AMNet 을 제안하였다. AMNet 의 용종 분할 정확도를 확인하기 위해 4 개의 공개 데이터 셋을 이용해 검증했으며, 기존의 연구보다 정확도가 개선됨을 확인했다.

본 연구는 내시경 검사로 인한 전문의의 피로도를 개선하고 진단의 차이를 줄이기 위해 자동으로 용종을 검출하는 모델인 양상블 U-Net 모형을 제안한다. 그리고 본 연구에서 제안한 양상블 U-Net 모형의 성능을 평가하기 위해 DeepLabV3, PSPNet 과 성능을 비교하였다.

실험에 사용한 용종 이미지는 공공 데이터인 Kvasir-SEG 데이터셋을 사용했다[4]. Kvasir-SEG 데이터는 1000 개의 용종 이미지를 의료 전문가들이 이미지의 픽셀 별로 이상 징후의 존재 여부에 따라 0 또는 1 의 범주를 달아 마스크를 생성한 데이터셋이다. 1000 개의 용종 이미지는 332x487 에서 1920x1072 까지의 해상도를 가진다. 학습과 테스트 셋은 8:2 로 분할하였으며 학습 이미지 800 개와 테스트 이미지 200 개로 실험을 진행했다. Fig.1 은 Kvasir-SEG 의 이미지 예시이다.

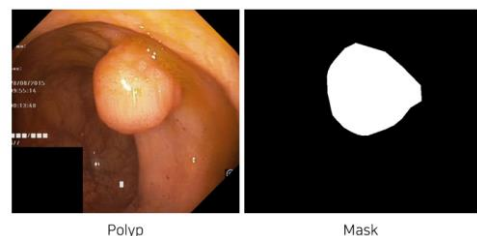


Fig.1 Kvasir-SEG 이미지 예시

### 2.2 데이터 증강

데이터 증강이란 데이터의 양을 늘리기 위해 원본에 Flipping, Cropping, Rotation 등 변환을 적용하여 개수를 늘리는 기법이다. 본 연구에서는 한정적인 데이터를 증강시켜 성능을 향상 시키고 과적합 문제를 방지하기 위해 사용하였다. 사용된 Data Augmentation 기법은 Horizontal Flip, Vertical Flip, RandomCrop 을 사용했으며 Fig.2 는 데이터 증강 기법을 적용한 예시이다.

## II. 본론

### 2.1 위장 내시경 데이터

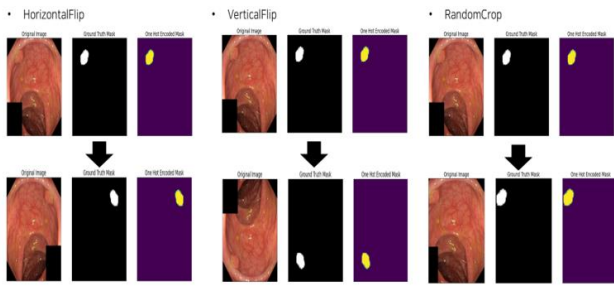


Fig.2 데이터 증강 이미지 예시

### 2.3 U-Net

U-Net 은 Biomedical 분야에서 이미지 분할을 목적으로 제안된 End-to-End 방식의 Fully-Convolutional Network 기반 모델이다[5]. U-Net 의 주된 특징은 수축 단계와 팽창 단계를 거친다는 점이다. 수축 단계에서는 입력 이미지의 주요 특징들을 포착해 특징 맵을 구성한다. 그 다음 팽창 단계에서 형성된 특징 맵으로부터 높은 해상도의 분할 결과를 얻기 위해 여러 번 Up-sampling 하여 정확도를 개선시킨다. U-Net 의 장점은 End-to-End 구조로 인해 학습 속도가 빠르고 적은 양의 학습 데이터로도 우수한 성능을 보인다는 것이다.

### 2.4 앙상블 U-Net

본 연구는 앙상블 U-Net 모형을 제안한다. 앙상블 U-Net 모형은 각각 다른 Backbone Network 를 이용해 구축했다. 사용한 Backbone Network 는 Resnet101, Vgg19, Xception 이다. 총 3 개의 U-Net 모형을 이용해 예측값을 도출하고 마지막 층은 총 3 개의 예측값 중 다수의 예측값을 선택하는 하드 보팅 방식으로 변경해 앙상블 모형을 구축했다.

앙상블 U-Net 모형의 성능을 평가하기 위해 DeepLabV3, PSPNet 과 성능을 비교 분석한다.

### 2.5 성능 평가 지표 및 실험 결과

성능 평가 지표는 IoU(Intersection over Union)를 사용해 개별 테스트 이미지의 성능을 평가하고 전체 테스트 이미지의 평균 성능을 확인하기 위해 mIoU(Mean Intersection over Union)를 사용했다. IoU 의 공식은 식 (1)과 같다.

$$IoU = \frac{Area\ of\ Overlap}{Area\ of\ Union} = \frac{Area(B_p \cap B_{gt})}{Area(B_p \cup B_{gt})} \quad (1)$$

$$B_p = Ground\ Truth, B_{gt} = Prediction$$

Table 2.는 DeepLabV3, PSPNet 과 제안 모형의 성능을 비교한 것이다. 본 연구에서 제안한 앙상블 U-Net 모형이 가장 우수한 성능을 보여줬으며 Fig.4 를 보면 작은 용종 부분까지 잘 분할하는 것을 확인했다. 이는 제안한 앙상블 U-Net 모형이 다른 모형보다 성능이 개선되며 크기에 상관없이 일반화된 성능을 보여주는 것을 의미한다.

Table 2. Ensemble U-Net 성능 결과

Model	Test mIoU
U-Net	0.78
DeepLabV3	0.73
PSPNet	0.61
<b>Ensemble U-Net</b>	<b>0.80</b>

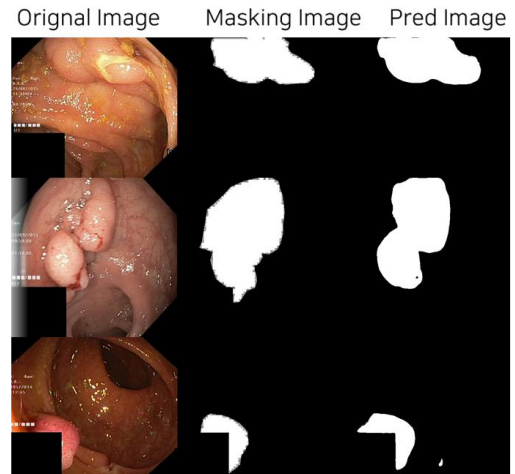


Fig.4 Ensemble U-Net 예측 결과

## III. 결론

본 연구에서는 위장 내시경 이미지 데이터를 사용해 용종을 검출하는 앙상블 U-Net 모형을 제안한다. 학습 데이터는 800 개, 테스트 데이터는 200 개로 진행하였다. 모형의 학습 성능을 올리기 위해 다양한 데이터 증강 기법을 사용했으며 각각 다른 Backbone Network 3 개를 이용해 앙상블 U-Net 을 구축하였다. 또한 앙상블 U-Net 의 성능을 평가하기 위해 DeepLabV3 와 PSPNet 과의 성능을 비교한 결과 앙상블 U-Net 모형의 우수함을 확인할 수 있었다.

## ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 2021 년 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 SW 중심대학사업의 연구결과로 수행되었음 (2021-0-01399).

## 참 고 문 헌

- [1] Lee, S. A., D. H. Kim, and H. C. Cho. "Deep learning based gastric lesion classification system using data augmentation." The Transactions of The Korean Institute of Electrical Engineers 69 (2020): 1033-1039.
- [2] 김동현, and 조현중. "위 내시경 영상을 이용한 병변 진단을 위한 딥러닝 기반 컴퓨터 보조 진단 시스템." 전기학회논문지 67.7 (2018): 928-933.
- [3] Song, Pengfei, Jinjiang Li, and Hui Fan. "Attention based multi-scale parallel network for polyp segmentation." Computers in Biology and Medicine 146 (2022): 105476.
- [4] Jha, Debesh, et al. "Kvasir-seg: A segmented polyp dataset." International Conference on Multimedia Modeling. Springer, Cham, 2020.
- [5] Ronneberger, Olaf, Philipp Fischer, and Thomas Brox. "U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation." International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention. Springer, Cham, 2015.