

제 17회 담낭 용종 연구 보고

2021.06.08



실험 세팅

➤ 데이터 구성

- 177명의 환자 데이터 (서울대 전체 데이터)
- Neoplastic : 100명, Non-neoplastic : 77명

➤ Train & Test Set

- 2,888장의 데이터셋
- Train Set : 141명(2256장)
- Test Set : 36명(632장)

➤ Input Image

- Outline, Inline, Polyp, 담낭벽+Polyp 이미지

➤ 모델 구성

- 의료 이미지에서 많이 사용되는 U-Net 모델을 이용한 segmentation

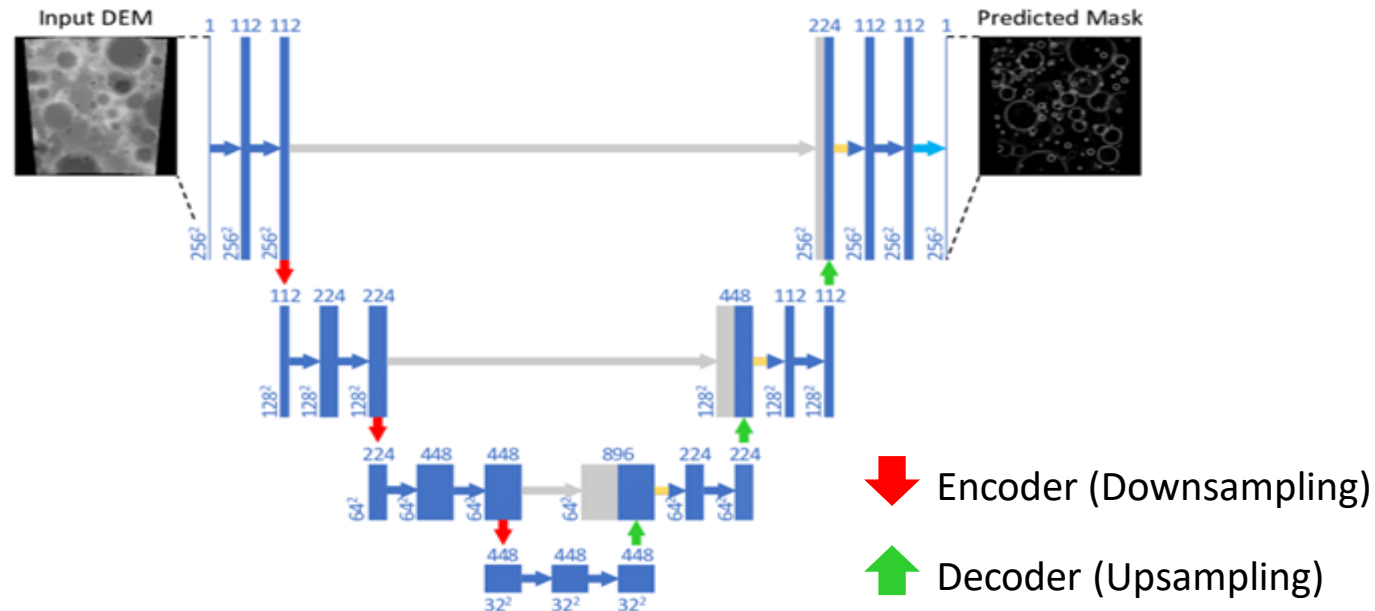
U-Net Segmentation

➤ U-Net

- U-Net은 의료 이미지 특성상 적은 수의 데이터로도 정확한 segmentation이 가능하도록 설계한 모델

➤ Encoder - Decoder

- Encoder로 입력 받은 이미지의 feature를 압축하고, decoder로 원하는 결과물을 만들어 내는 과정
- Encoder 과정에서 얻은 이미지 픽셀 간의 관계를 decoder에서 이용하여 정확도를 개선



U-Net Segmentation

➤ Dice

- 이미지 segmentation에서 사용되는 평가지표
- 정답과 예측 값 간의 차이를 알기 위해 사용, 정확히 같은 경우 1, 그렇지 않은 경우 0

➤ Experiment Result

- Outline validation dice 결과는 다른 입력 이미지에 비해 높은 성능을 보임
- Polyp의 경우 유사한 부분이 많아 validation dice의 성능이 낮음

Table . Metrics with validation dice of U-Net.

Model	Target	Validation Dice
U-Net	Outline	0.888
	Inline	0.798
	Polyp	0.675
	담낭벽 + Polyp	0.731

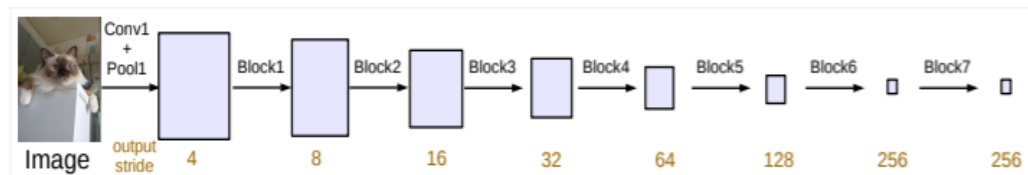
U-Net Segmentation Improvement

➤ [2018 ECCV] DeepLab V3+ : Encoder-Decoder with Atrous Separable Convolution for Semantic Image Segmentation

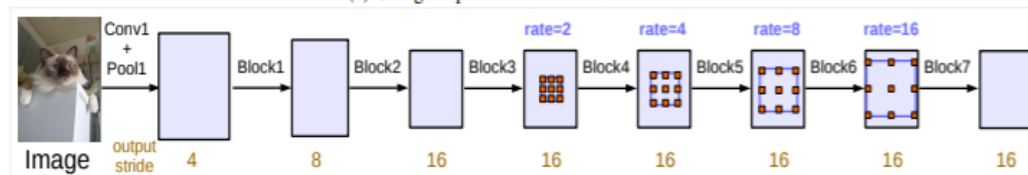
- Atrous convolution을 통해 추출된 encoder features의 해상도를 임의로 조절할 수 있음

➤ Idea

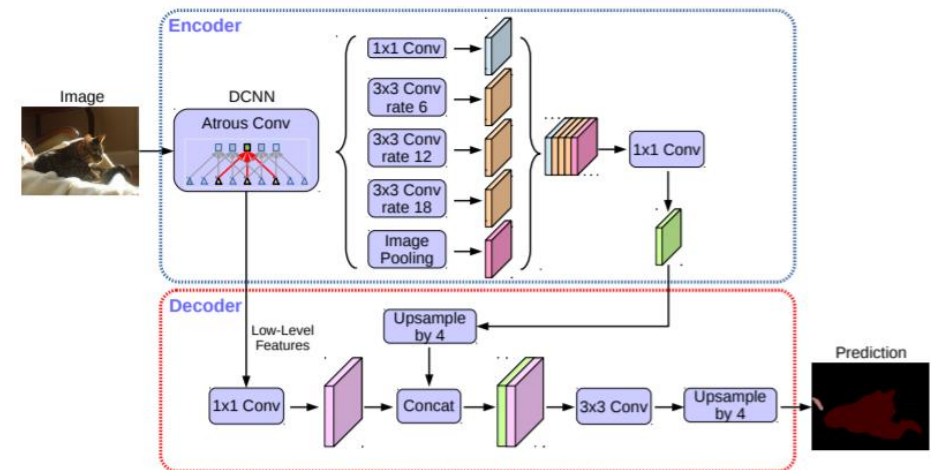
- Depthwise Separable Convolution과 atrous convolution을 결합한 atrous separable convolution 활용 제안
- DeepLab v3 모델의 강력한 encoder와 효과적인 decoder를 사용한 새로운 encoder-decoder 구조 제안
- Xception model 채택, depthwise separable convolution을 Atrous Spatial Pyramid Pooling(ASPP module)과 decoder에 적용하여 빠르고 강력한 encoder-decoder network 설계



(a) Going deeper without atrous convolution.



Atrous Convolution



DeepLab V3+ Architecture

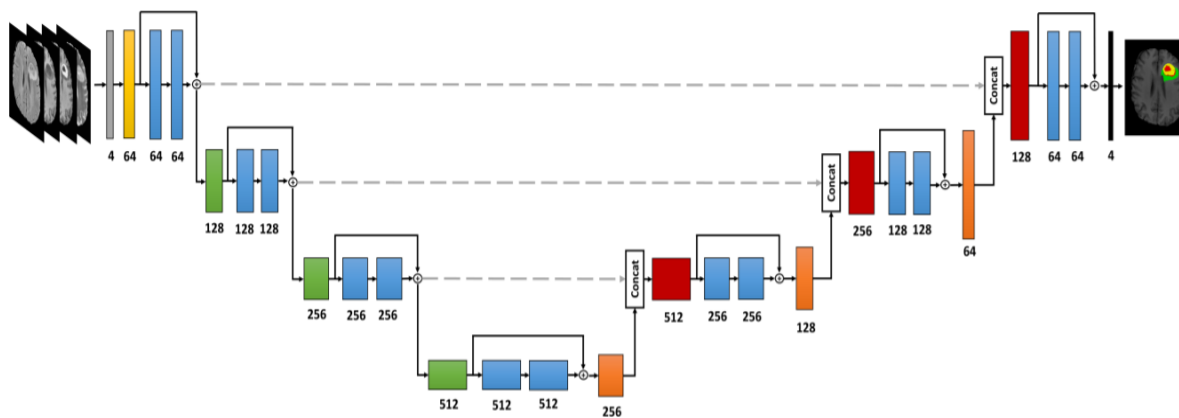
U-Net Segmentation Improvement

➤ [2019 ICCKE] Attention-Guided Version of 2D UNet for Automatic Brain Tumor Segmentation

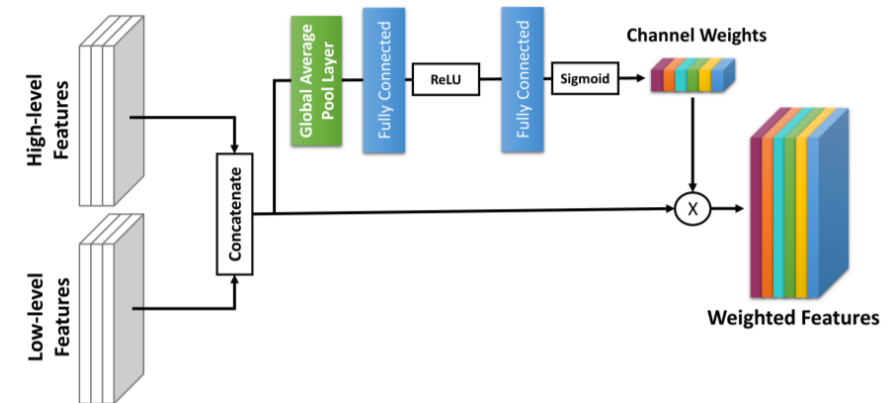
- 다수의 특징 맵을 모델에 사용하는 경우 각 특징에 동일한 중요성을 할당하는 등 해당 예측 모델에 혼란을 줄 수 있음
- U-Net 기반 segmentation 모델들은 low-level과 high-level 특징 맵들을 동일한 중요도로 할당하고 연결함으로써 많은 수의 특징 맵을 사용하는 경우 낮은 성능을 보임

➤ Idea

- 각 채널에 적응적으로 가중치를 부여하여, low-level과 high-level 특징맵을 연결하고, 채널 attention mechanism 사용
- Squeeze and Excitation Block을 채택하여 채널 attention mechanism을 적용, 적응적으로 채널에 weight 적용



Architecture



Attention Mechanism

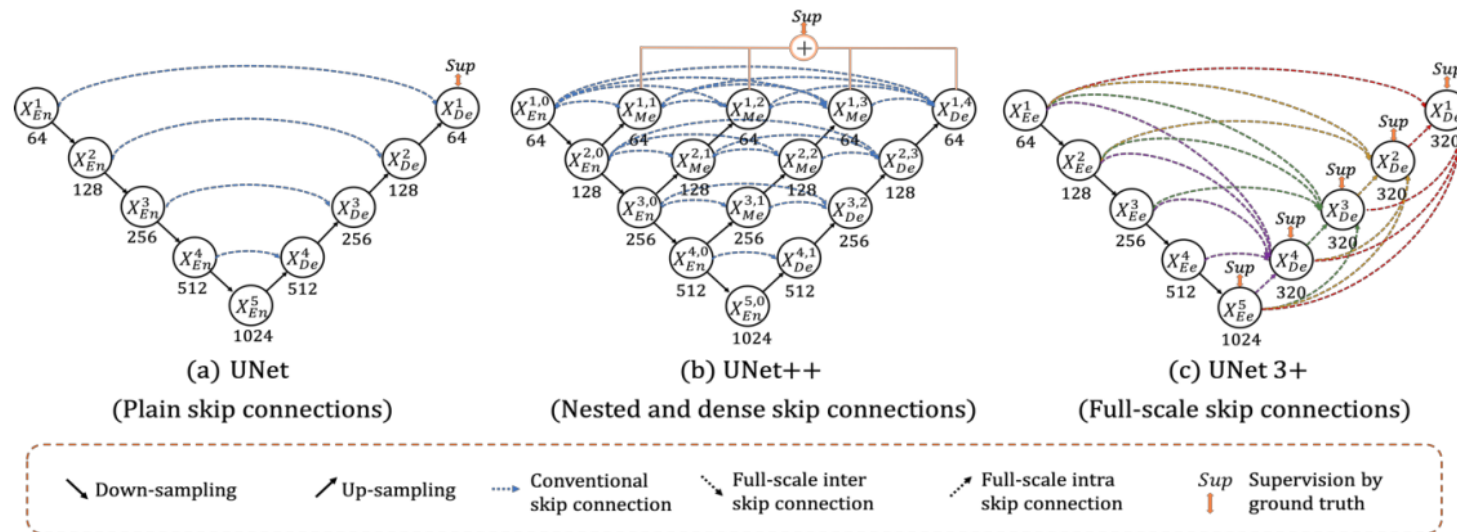
U-Net Segmentation Improvement

➤ [2020 ICASSP] Unet 3+: A full-scale connected unet for medical image segmentation

- U-Net++의 많은 connection으로 인한 파라미터 및 MAC 증가
- Encoder - Decoder에서 connection이 동일한 크기를 갖는 특징 맵에서만 진행됨으로써 full scale에서 충분한 정보를 탐색하지 못함

➤ Idea

- Full-scale Skip Connection을 도입하여 low-level이나 high-level의 특징 맵 정보도 반영
- Low-level 특징 맵을 이용하여 전체 공간 정보에서 경계 부분을 강조



Comparison of U-Net, U-Net++ and U-Net 3+