

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

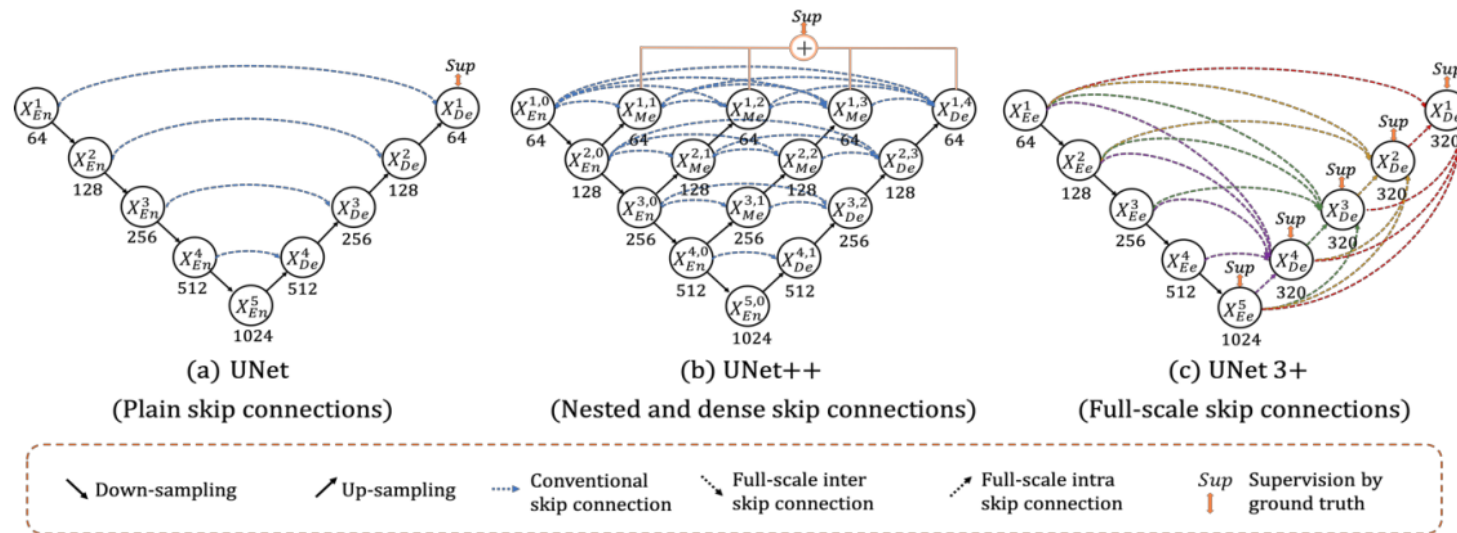
- Outline, Inline, Polyp, 담낭벽+Polyp 이미지

➤ 모델 구성

- U-Net 모델을 이용한 Segmentation
- U-Net 3+ 모델을 이용한 Segmentation

U-Net 3+ Segmentation

- [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+

Segmentation Model Performance Table

➤ Experiment Result

- 기존 U-Net 모델에 비해 모든 target에 대한 validation dice 향상

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 3+	Outline	0.899
	Inline	0.829
	Polyp	0.740
	담낭벽 + Polyp	0.748

연구 계획

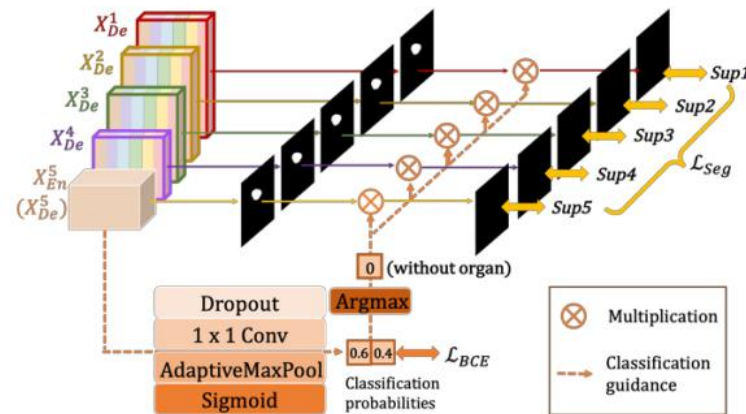
➤ Hybrid Loss Function

- 현재 U-Net 3+ 실험 세팅의 경우 adam optimizer 사용
- Pixel, patch, map 레벨을 고려한 hybrid loss function을 사용할 경우 성능 향상

$$\ell_{seg} = \ell_{fl} + \ell_{ms-ssim} + \ell_{iou} \quad (1)$$

➤ CGM(Classification-guided Module)

- 세그멘테이션 과정에서 발생할 수 있는 잡음 이미지에 대해 보다 정확한 분할을 하기 위한 추가 분류 작업



➤ Hybrid Loss Function & CGM

- Hybrid loss function과 CGM을 동시에 사용할 경우 성능 향상