

GI track Image Segmentation

아프지 말KU

14기 김소형 김종민 김혜림 15기 이병주

Contents

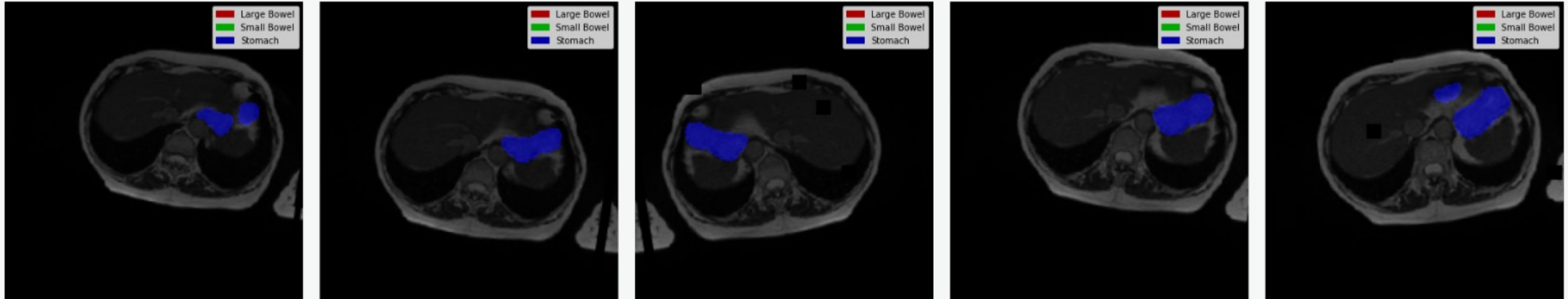
- 01. 대회 소개**
- 02. 데이터**
- 03. Unet**
- 04. Train**
- 05. Backbone & Loss Function**
- 06. Tri-Unet**
- 07. 2.5D**
- 08. Augmentation**
- 09. 비교**

1. 대회 소개



MRI 이미지로 3종류의 소화기관 segmentation
large bowell, small bowell, stomach

2. 데이터

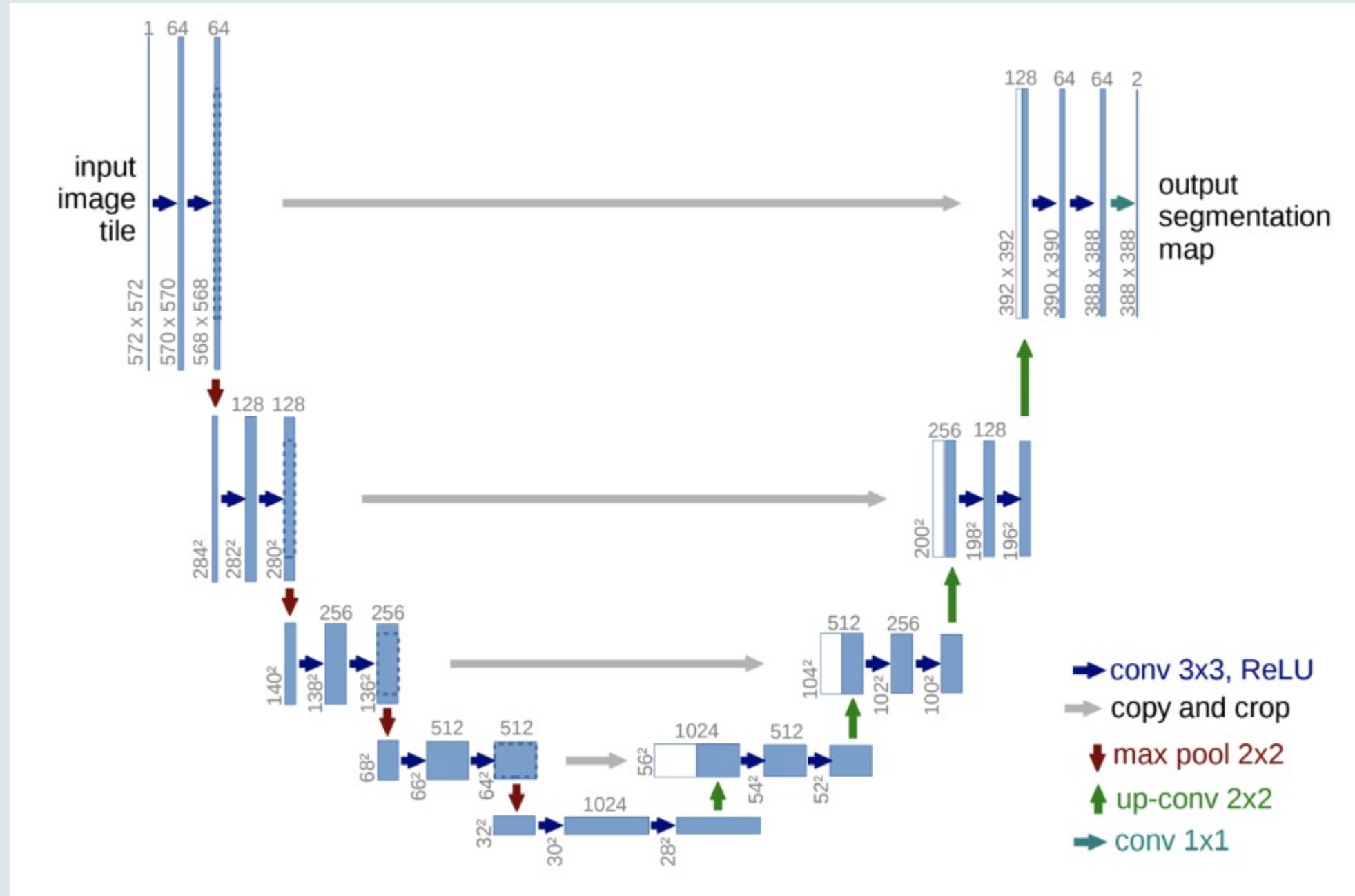


이미지 크기는 266*266

mask는 RLE 형식

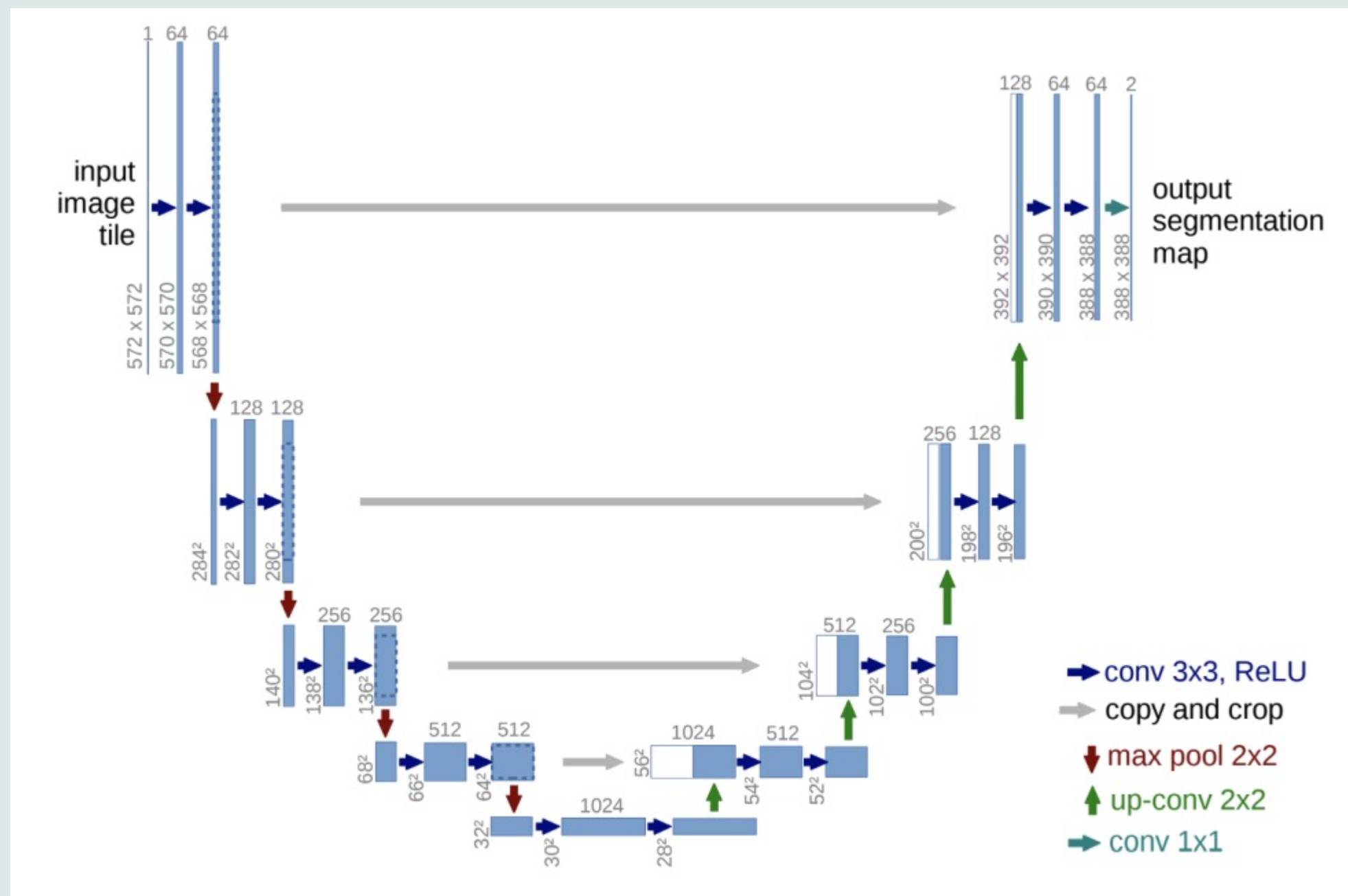
제출 score는 dice coefficient 사용

3. Unet



biomedical 분야에서 image segmentation 위한
FCN 기반 모델

3. Unet



connecting path 와 expanding path 가
대칭적으로 구성

4. Train

optimizer : Adam

epoch : 20~30 시도

batch size = 16

validation set에서 dice, iou score를 계산



5. Backbone & Loss function

ResNet : resnet50, resnet152

EfficientNet : efficientnet-b3,5,7

DenseNet : densenet161,201

DPN : dpn98, 131

InceptionResNet : inceptionresnetv2

시도

resnet152, inception resnet v2 가 좋은 성능

loss function으로 bce loss 포함시켰을 때 good

5. Backbone & Loss function

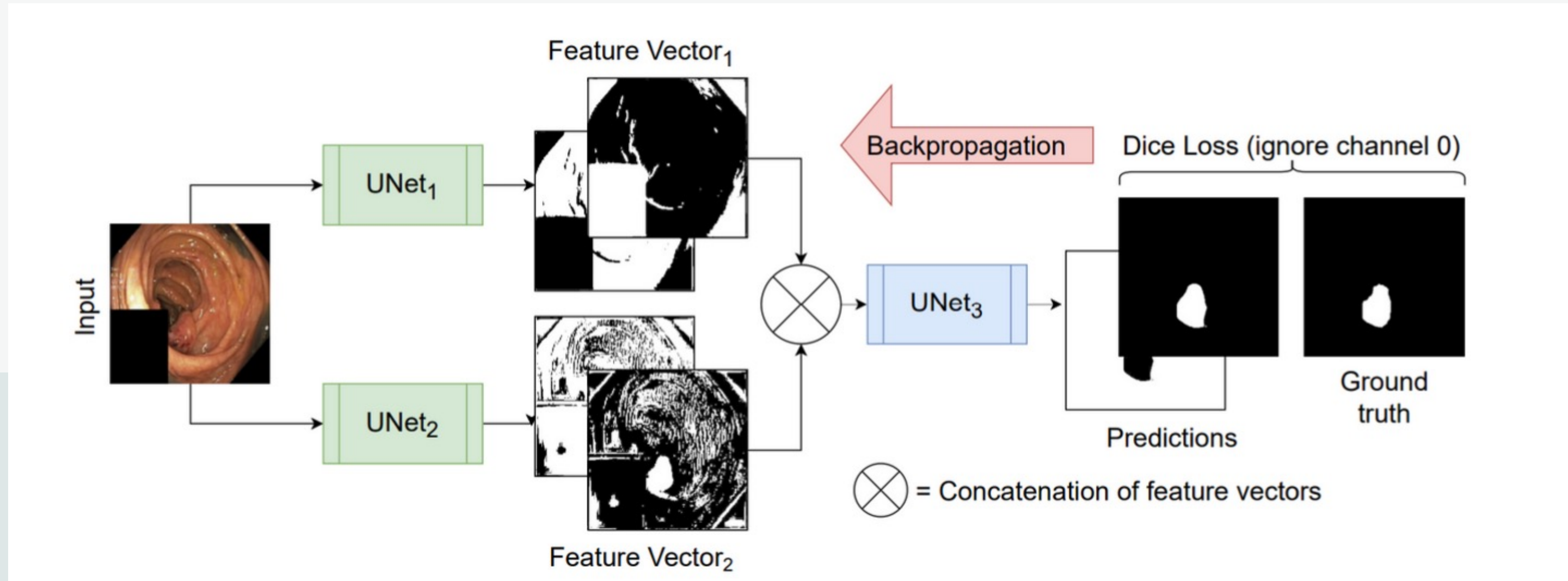
bce loss와 iou, focal, dice loss를 5:5, 3:7, 7:3으로 조합해서 비교



iou loss와 조합한게 valid score 가장 좋음

focal loss는 loss 가 작았지만 score가 높지 않았는데 loss 단위
가 달라서 그런 것으로 추정

6. Tri-Unet

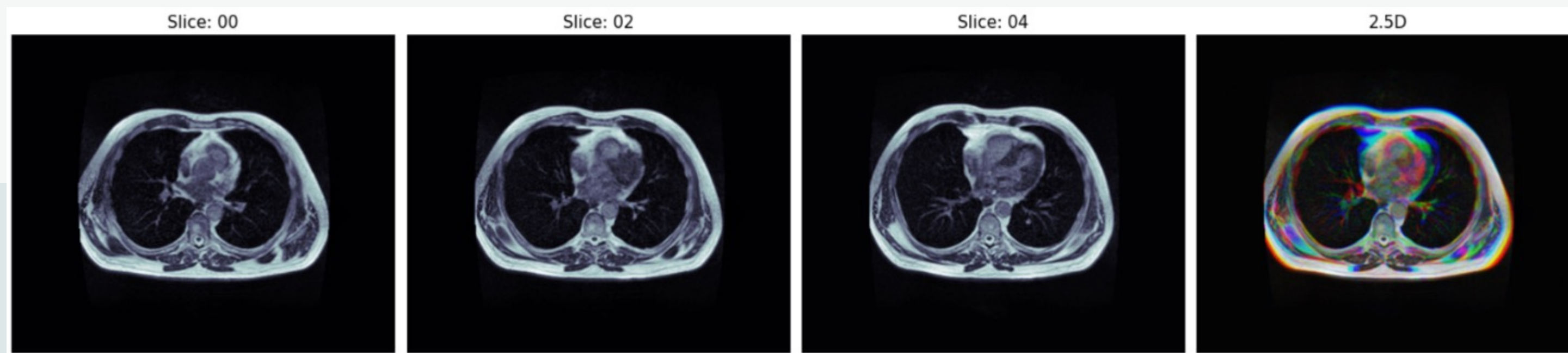


두개의 Unet을 concat 하고 output에서 한번더 Unet을 붙임

기존에 비해 성능에서 큰 차이 없음

7. 2.5D

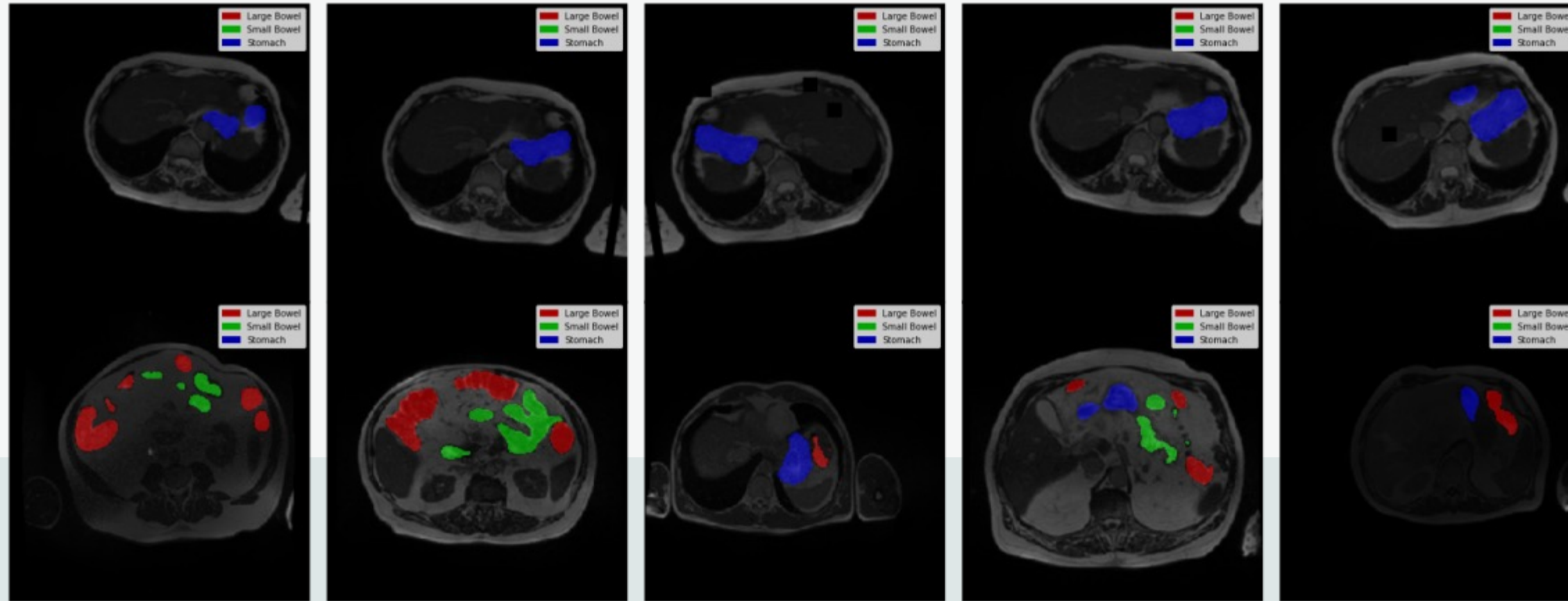
의료 이미지 포맷 - 다른 height에서 촬영한 사진들의 집합



다른 slice를 channel로 stack 해서 맥락을 잘 파악할 수 있도록

데이터 셋을 만듦

8. Augmentation 추가



CenterCrop, Resize

사진에서 보이는 것처럼 해당 이미지가 중앙에 위치하고 상하좌우에 공백 존재
(224,224) 이미지를 CenterCrop(200,200) 후 Resize(224,224) 했을 때 성능 향상

Valid Dice: 0.8993->0.9040

Valid Jaccard: 0.8712->0.8757

9. 결과 비교

inception resnet v2	valid dice	valid iou
기본	0.8891	0.8596
one of 제거, p=0.25 통일	0.9040	0.8757
center crop, resize 추가	0.8993	0.8712
2.5D	0.90358	0.874



Thank You
