

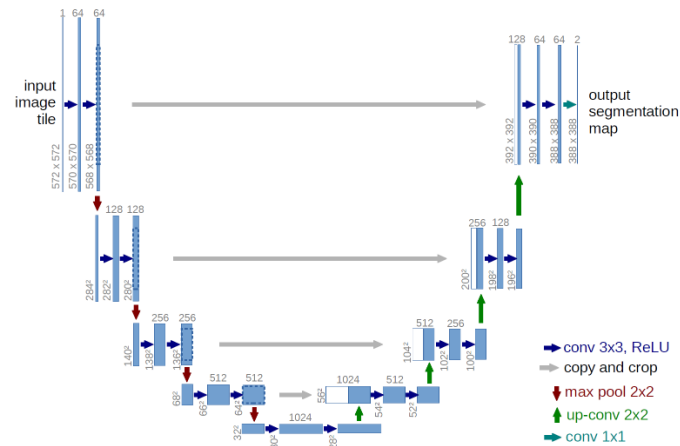
Deep Learning (Lab)

Lab 5

윤 준 영 (202252001)

1. **[Glioma brain tumor segmentation]** Train a U-net and report dice similarity score (DSC) when the validation loss is minimum.

[Model]



[Result]

DSC (Dice Similarity Coefficient) has been calculated with below formula:

$$DSC = \frac{2TP}{2TP + FP + FN}$$

Model	Testing Avg. DSC	Testing Max. DSC	Testing Min. DSC
U-Net	0.8054	0.9581	0.1716

* Trained for 30 epochs

[Conclusion]

평균적으로 0.8054라는 꽤 높은 성능을 보이고 있으나, 최대/최소 DSC를 출력해보았을 때, 최소 DSC가 0.1716으로 상당히 낮은 성능을 보인다. 전체적으로 visualization을 해보면 서 낮은 성능을 내는 표본들의 특징을 보고, 이를 개선할 수 있는 방향으로 모델을 설계 하면 성능 향상에 도움이 될 것이다.

2. **[Visualization]** Visualize input images with those predictions for some good and bad cases, respectively.

[Result]

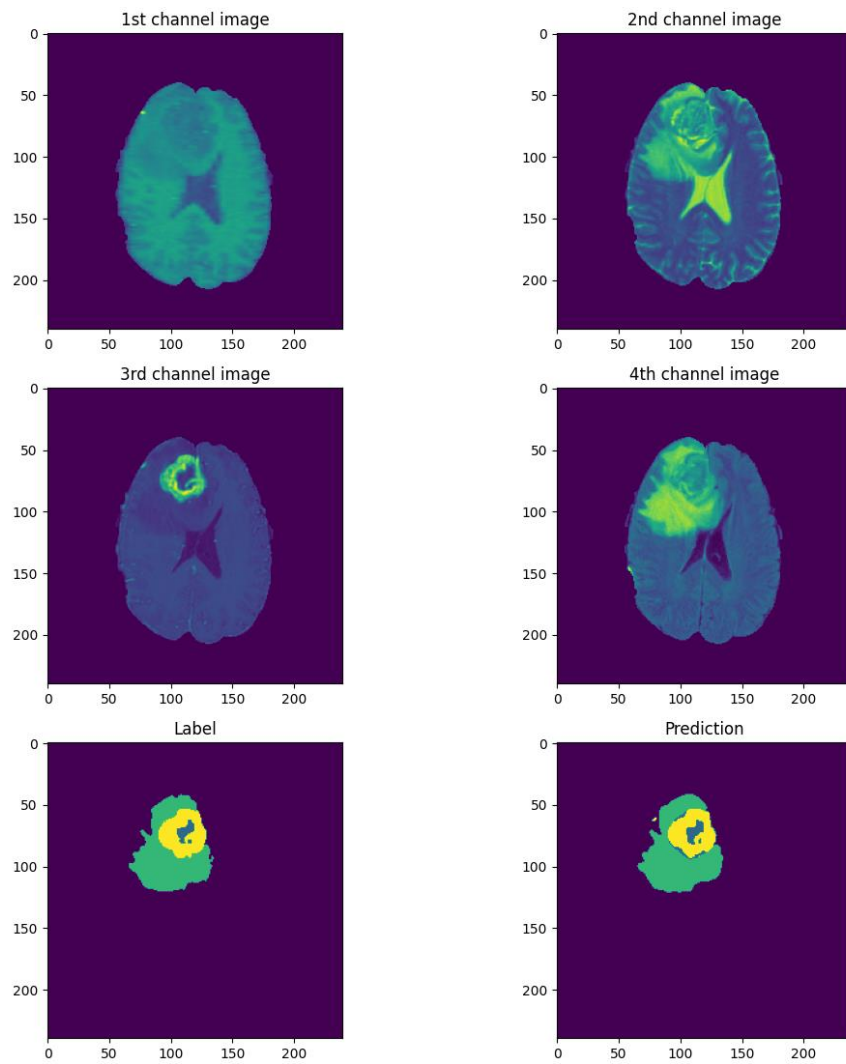


figure 1 Max. DSC prediction

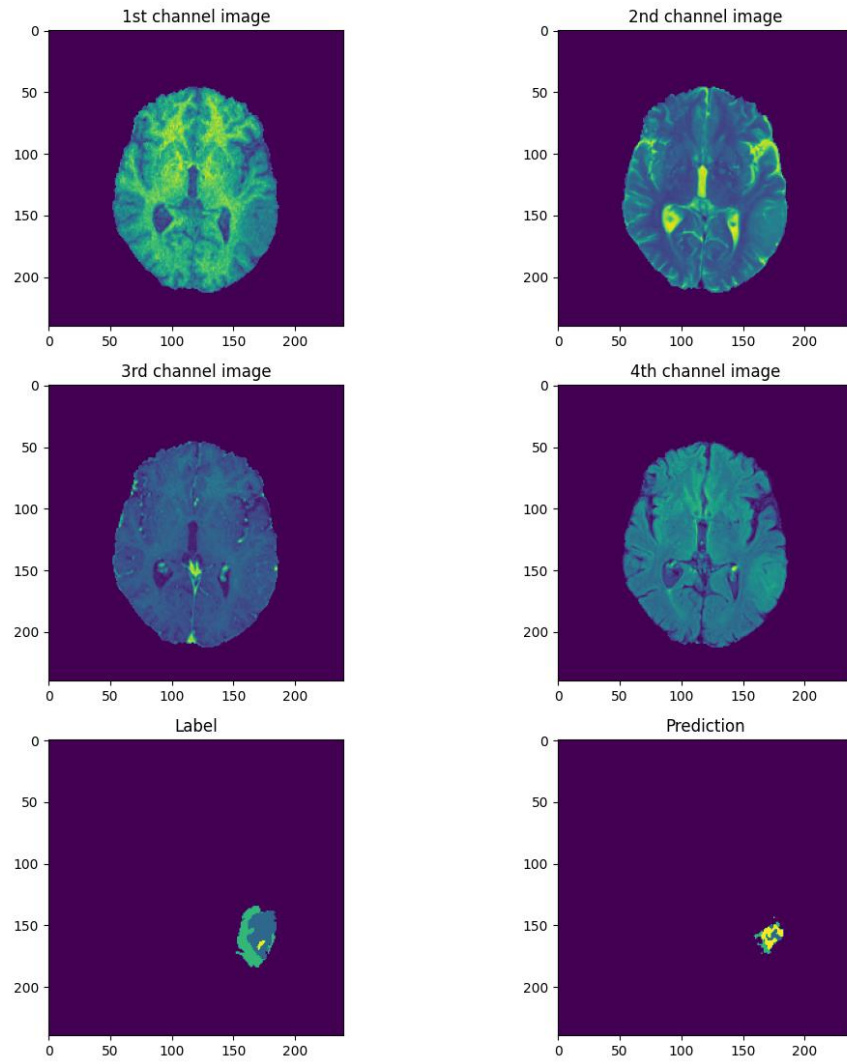


figure 2 Min. DSC prediction

[Conclusion]

Max. / Min. 뿐 아니라 다른 이미지에 대한 prediction 결과, 크기가 작거나, 전체 이미지에 class가 3개인 (학습 시 전체 class 수: 4개) 경우에 성능이 현저히 낮은 것을 확인하였다.

3. **[Comparison]** Train your own segmentation network that includes “Dilated convolutions”. Compare the performance of your network with U-Net.

[Models]

1. U-Net: Vanilla U-Net
2. U-Net-dilat: U-Net with using dilated convolutions for the encoder.
3. U-Net-adv: U-Net with partially using dilated features for the decode.
4. U-Net-adv-v3: Using two U-Nets, one for non-dilated convolutions and another for the dilated convolutions, and concatenate the two final 64-channel features.
5. Simple-seg: Simple model for segmentation. (only using convolution layers without feature concatenation)
6. Simple-seg-v2: Advanced version of Simple-seg. (by feature concatenation)
7. Simple-seg-v2-dilat: Simple-seg-v2 with using dilated convolutions for all convolution layers.

[Result]

Model	Avg. DSC	Max. DSC	Min. DSC	DSC (Img.33)	DSC (Img. 35)	DSC (Img. 59)	DSC (Img. 80)
U-Net	0.8054	0.9581	0.1716	0.9577	0.1716	0.9581	0.7232
U-Net-dilat	0.8162	0.9717	0.3522	0.9717	0.3561	0.9710	0.3522
U-Net-adv	0.8189	0.9669	0.1687	0.9619	0.1687	0.9669	0.6348
U-Net-adv-v3	0.8103	0.9728	0.1016	0.9728	0.1016	0.9605	0.5902
Simple-seg	0.4540	0.7967	0.0345	0.5490	0.0345	0.4422	0.6309
Simple-seg-v2	0.8105	0.9714	0.2529	0.9714	0.2529	0.9574	0.5697
Simple-seg-v2-dilat	0.8075	0.9638	0.4463	0.9638	0.4736	0.9551	0.4463

* All models trained with 30 epochs

* Color means performance rank: **1st: red, 2nd: blue, 3rd: bold**

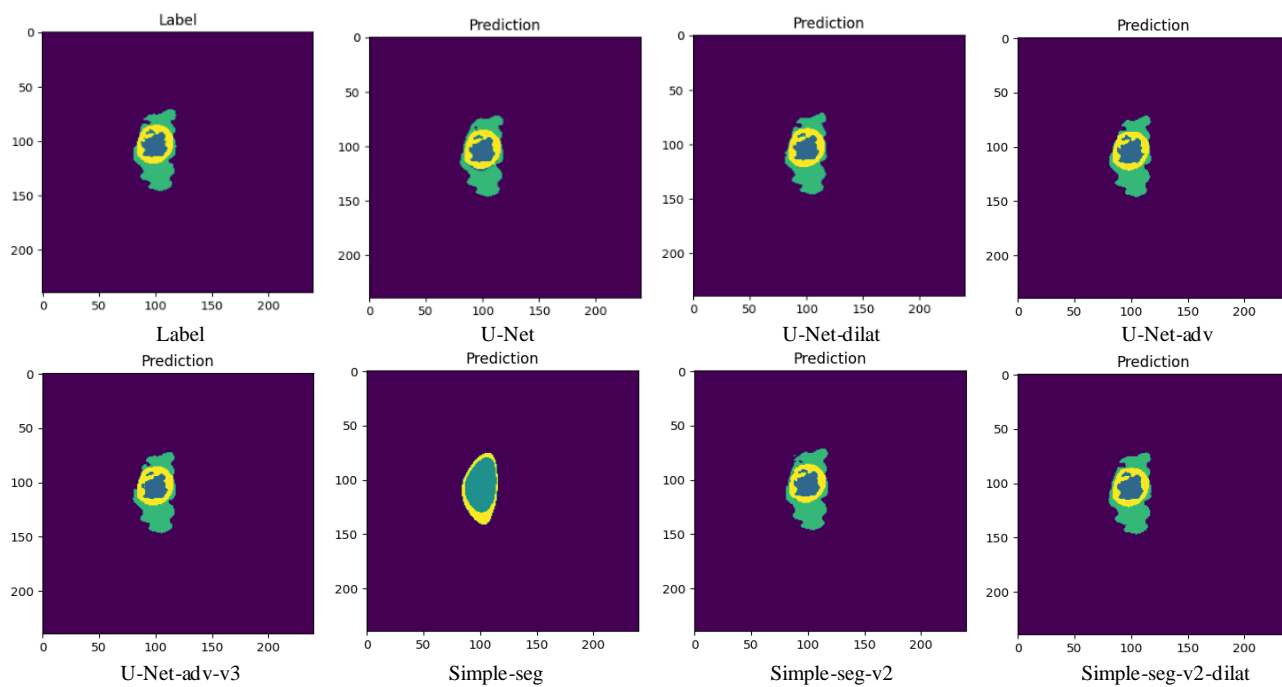
Visualizations of the above models are in the next page.

[Conclusion]

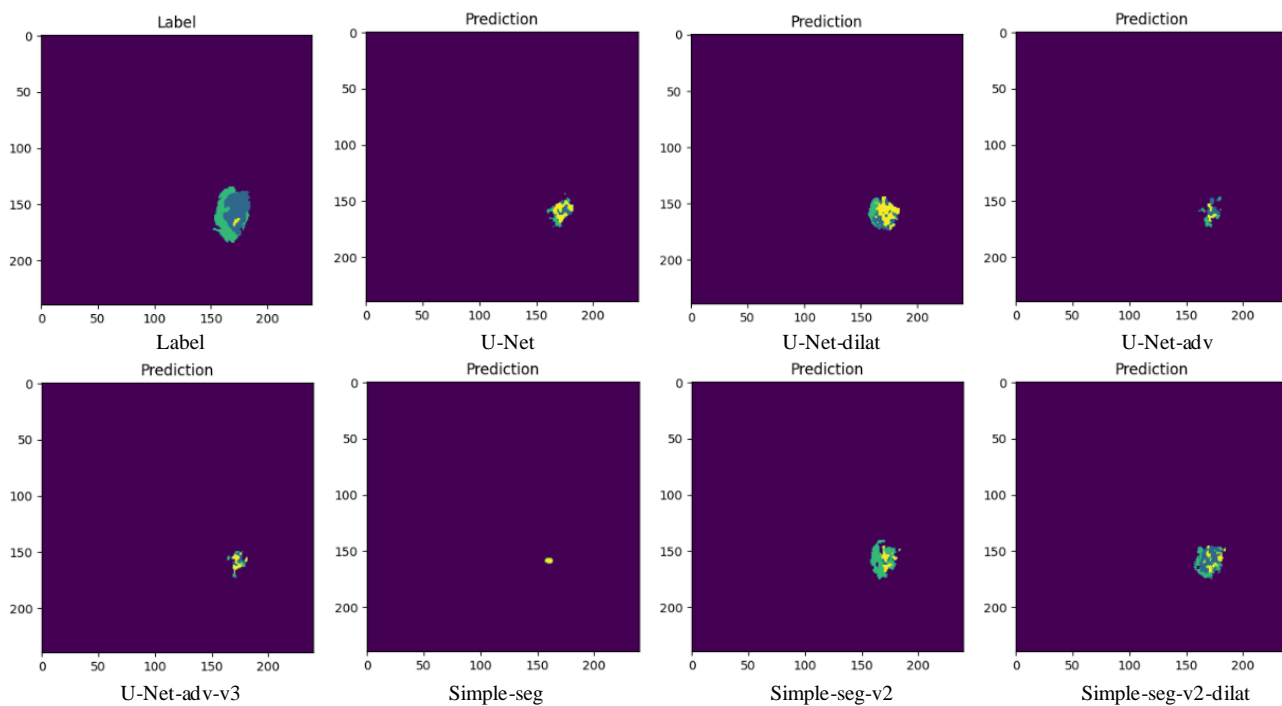
U-Net with dilated convolutions가 전체적으로 좋은 성능을 내는 것으로 보인다. 하지만 Image 80에서는 가장 안좋은 성능을 보이고 있다. Simple-seg는 과거의 feature를 가져오지 않기 때문에 visualization 해보았을 때, 세밀한 feature를 잡아내지 못하는 특징을 보인다. 그래서 Simple-seg-v2에서는 이전의 feature를 concatenate 해줌으로써 이를 보완하고 있고, 전반적인 이미지에 대해서 세 번째로 성능을 좋게 보이고 있다. 위의 표를 보면, 가장 좋은 성능을 내는 모델은 일관성이 없는 것에 비해, U-Net-dilat과 Simple-seg-v2는 각각 대부분의 지표에서 좋은 성능을 보이고 있다. U-Net과 U-Net-dilat을 비교해보면, dilated convolution이 성능 향상에 기여하고 있지만, Simple-seg-v2와 Simple-seg-v2-dilat을 비교할 때에는 그렇게 눈에 띄는 성능 향상은 보이지 않는다. 다만, Simple-seg-v2-dilat은 비록 자른 지표에서 엄청난 성능을 보이지는 않으며 평균 DSC도 월등하진 않지만, 다른 모델들이 최저 성능을 내는 이미지에서 강점을 보이고 있다.

[Visualization]

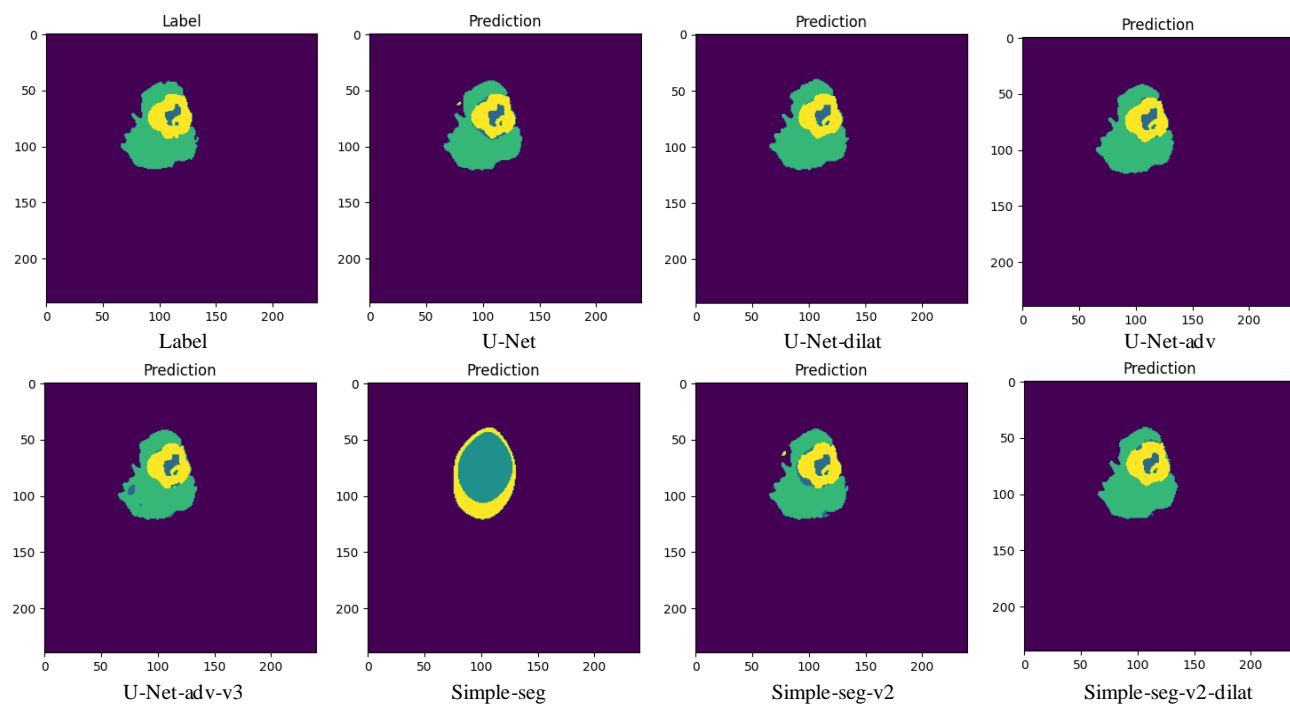
1. Image 33



2. Image 35



3. Image 59



4. Image 80

