

MICCAI 2018

U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation

2022.09.09

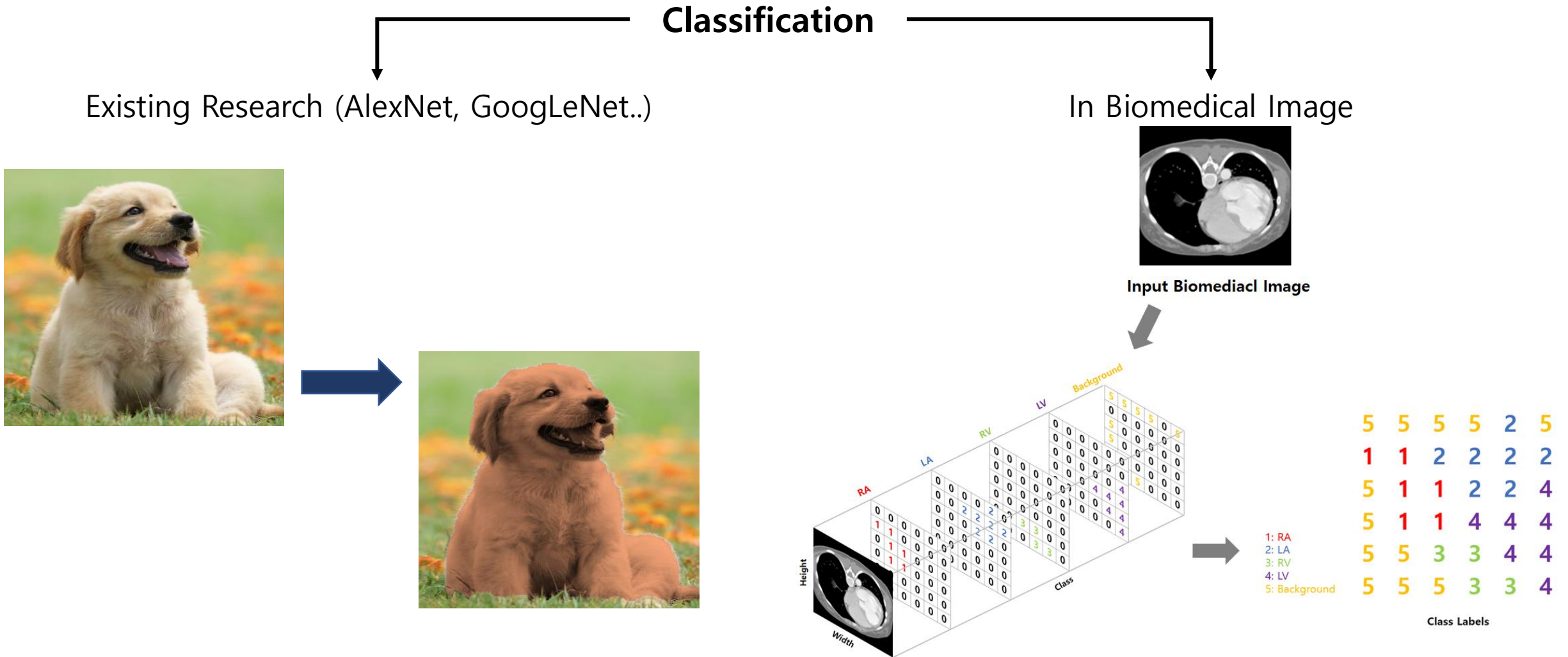
논문 리뷰

배성훈

U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation (MICCAI 2015)

• Research Background:

- Classification은 AlexNet 같은 기존의 Network로 이미지 내 객체 분류를 목적
- 하지만, 이미지 내 여러 세포가 있는 Biomedical image는 **Localization이 포함된 픽셀별로 class의 분류가 필요**
- 이를 해결하기 위해, Fully Convolutional Network 기반 encoder-decoder 구조의 U-Net을 제안



U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation (MICCAI 2015)

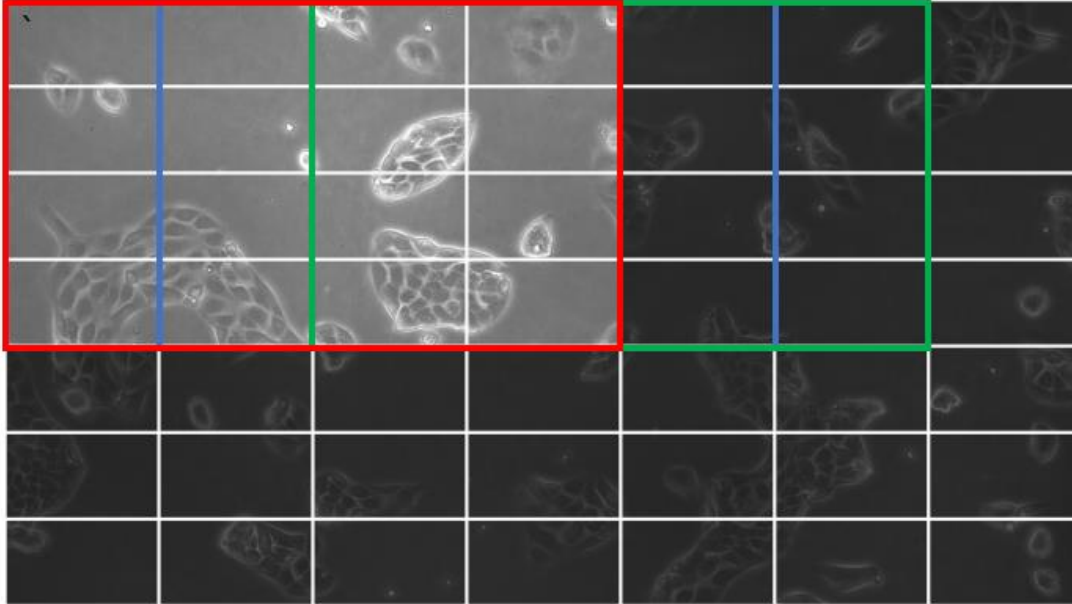
- **Research Background:**

- 픽셀별 class 분류를 기존에는 Patch 기반 Sliding Window 방식으로 해결하고자 함 -> Richer Dataset 장점
- 하지만, Patch의 크기가 크면 **localization accuracy**가 **떨어지고**, 크기가 작으면 **little context**만 포착하는 단점

Sliding Window

Overlapping 부분 발생
-> 속도 저하

STEP 1 STEP 2 STEP 3



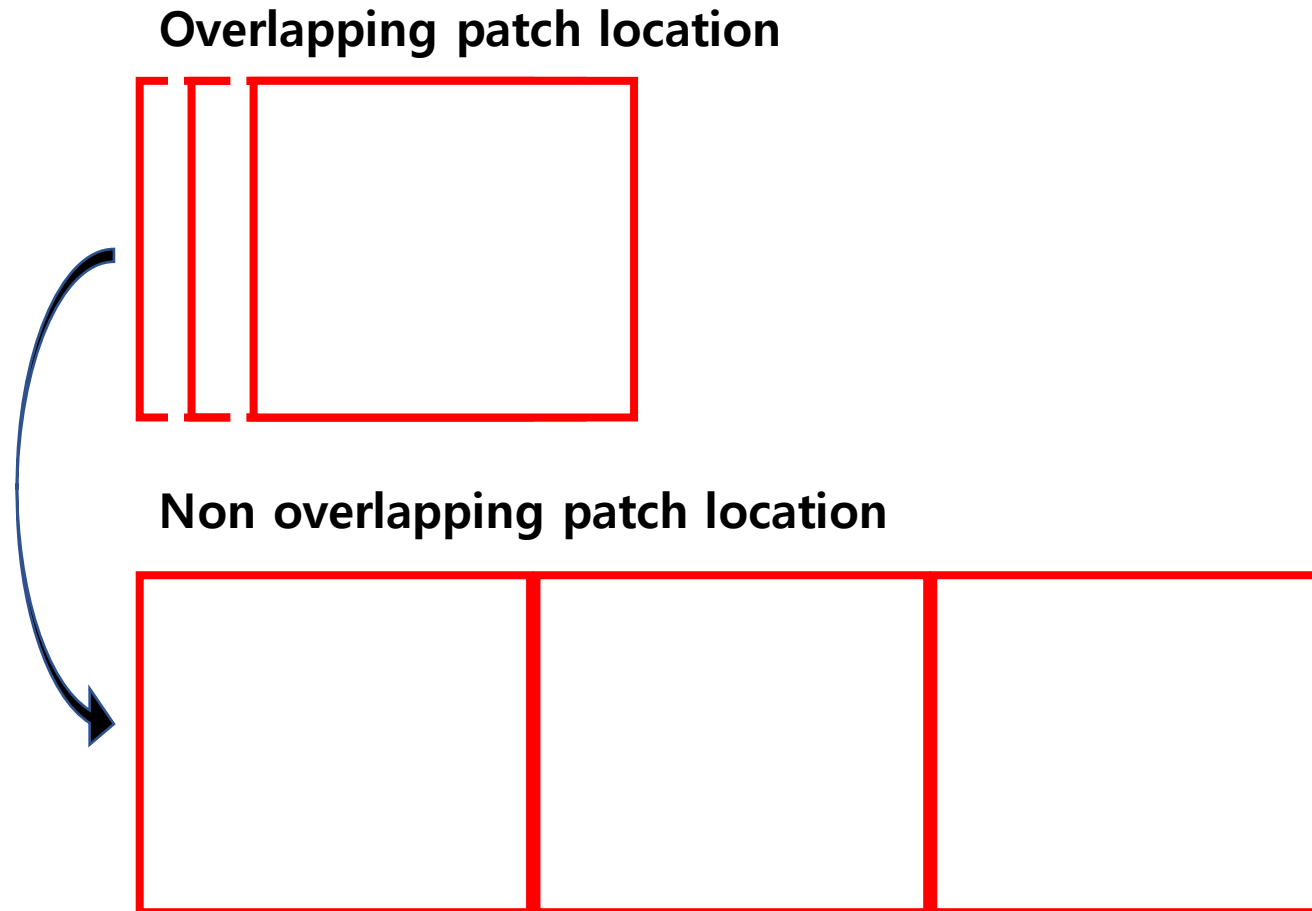
STEP 1의 Patch



U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation (MICCAI 2015)

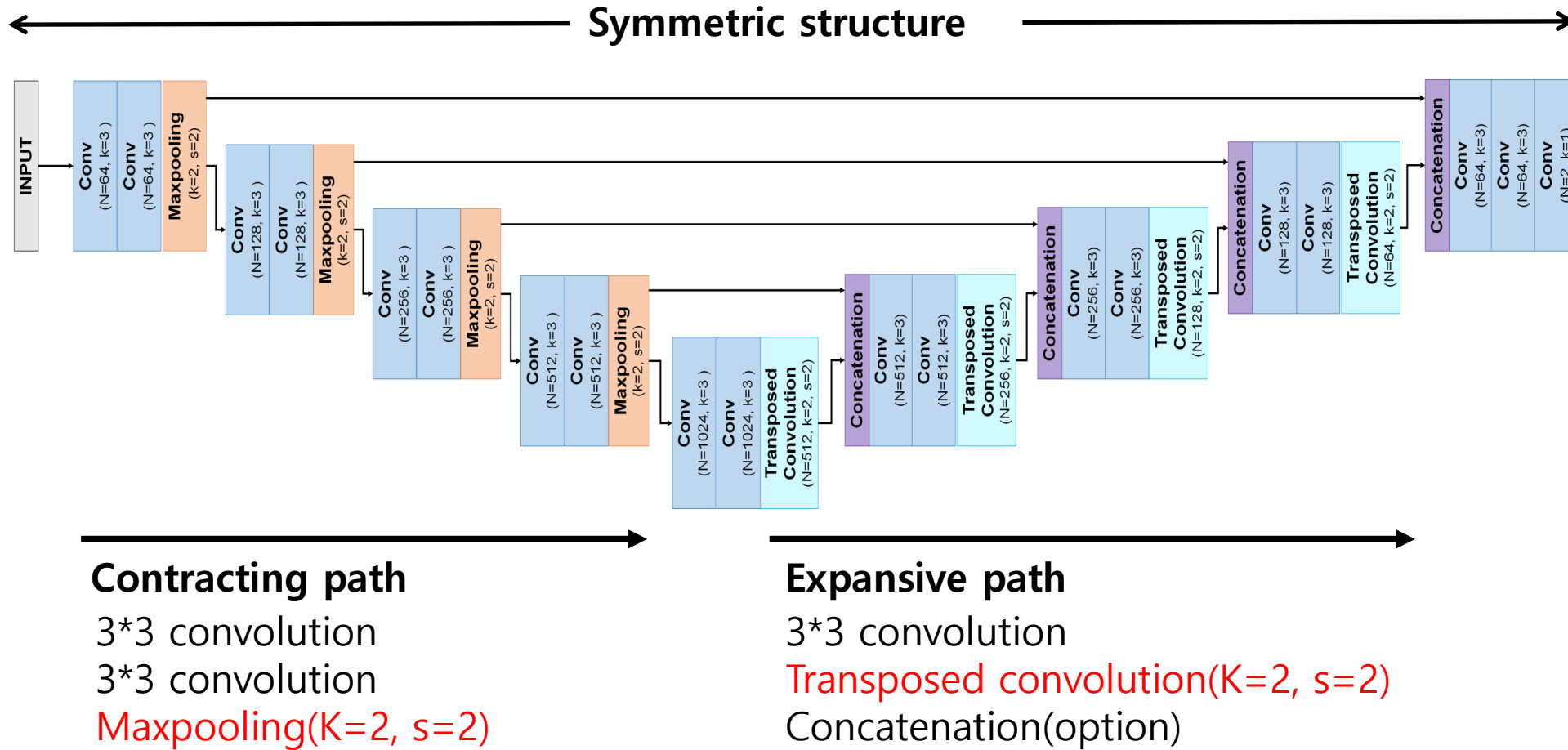
- **Method:** U-Net

- 속도 개선: Non Overlapping 방식 사용
 - Use of Context와 Localization 간의 trade-off 해결 -> U-Net 구조 장점
- *context: 서로 이웃한 픽셀간의 관계, 일부로 전반적인 이미지 context 파악



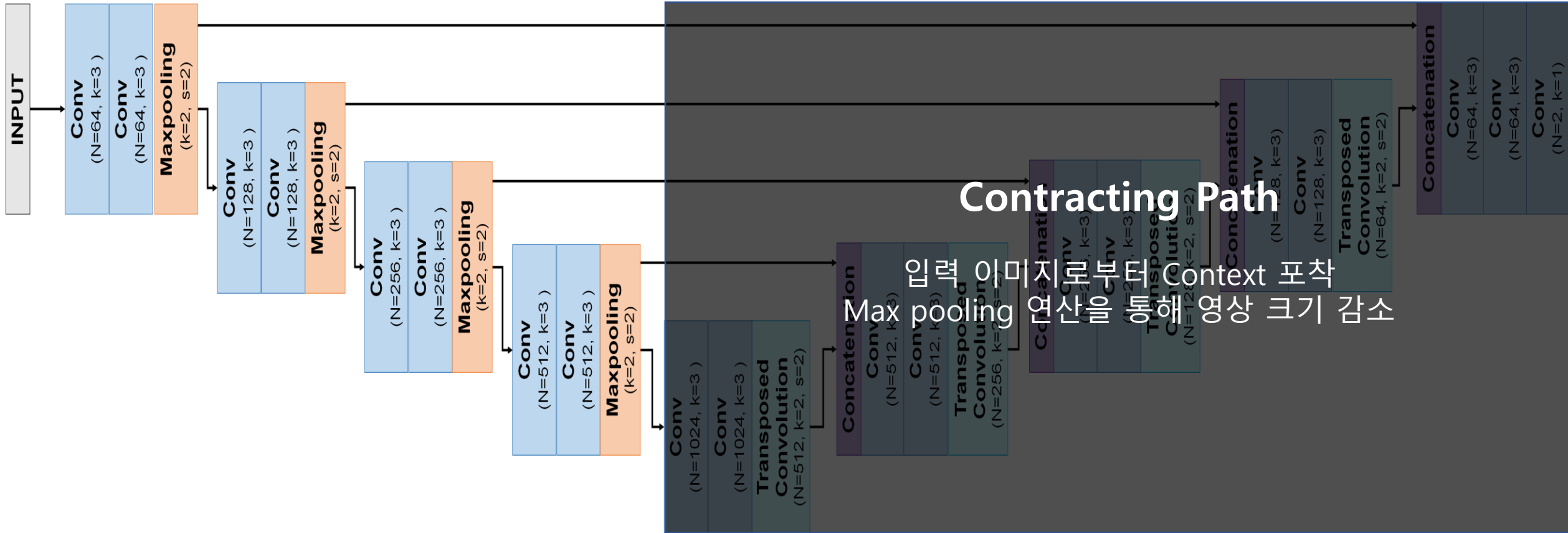
U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation (MICCAI 2015)

- **Method:** U-Net
 - 대칭, Encoder-Decoder 구조



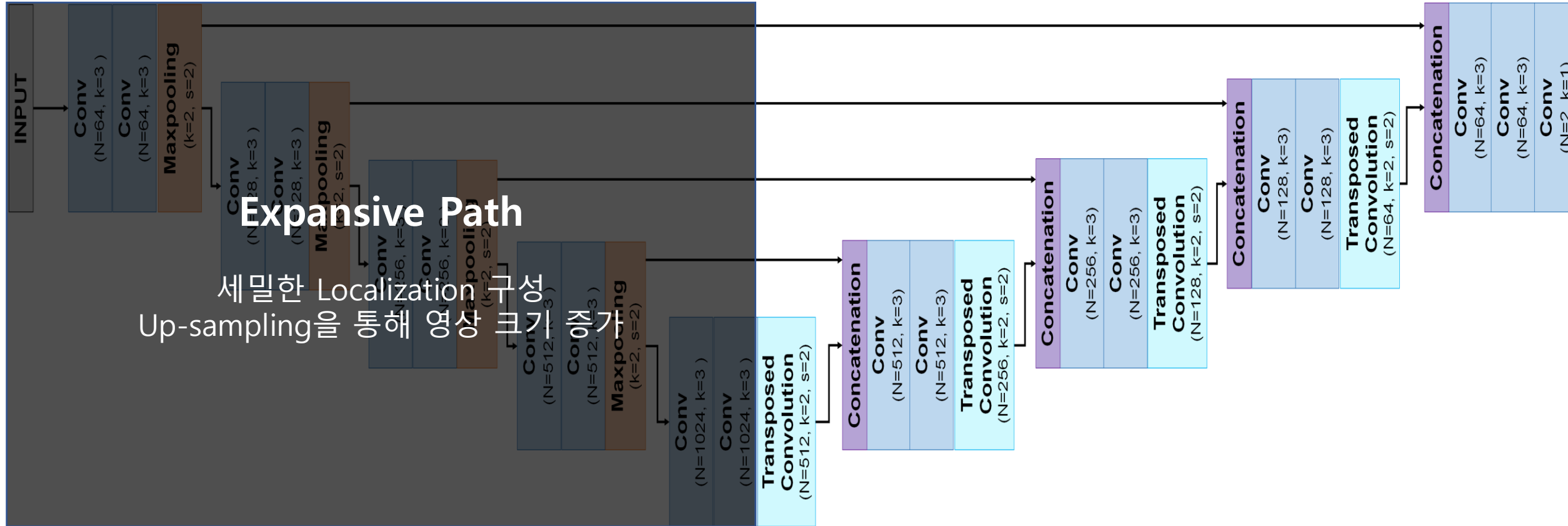
U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation (MICCAI 2015)

- Method: U-Net



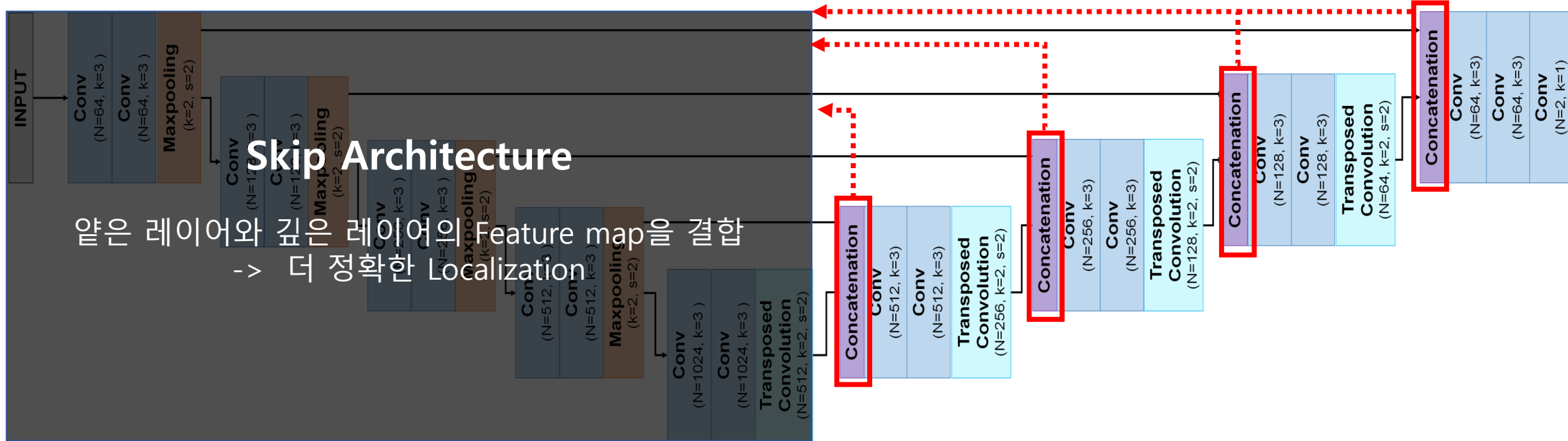
U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation (MICCAI 2015)

- Method: U-Net



U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation (MICCAI 2015)

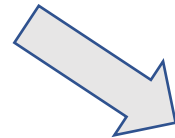
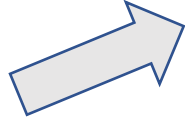
- **Method:** U-Net
 - FCN 의 Up-sampling과 Skip Architecture 사용



U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation (MICCAI 2015)

- **Method:** Data Augmentation => 적은 데이터셋으로도 학습 가능

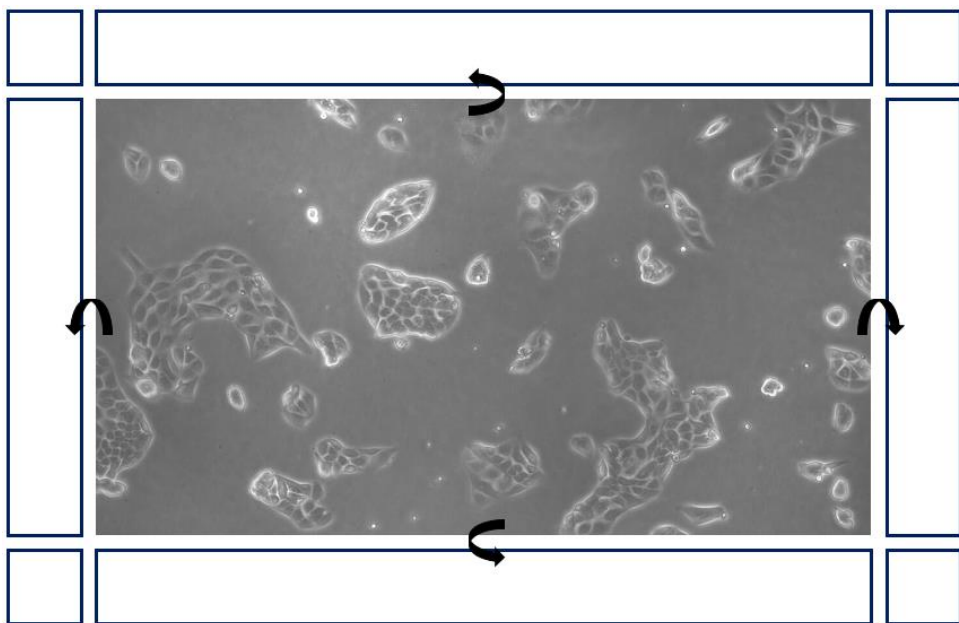
- Random color/brightness change
- Random horizontal flip
- Random crop/scaling
- etc...



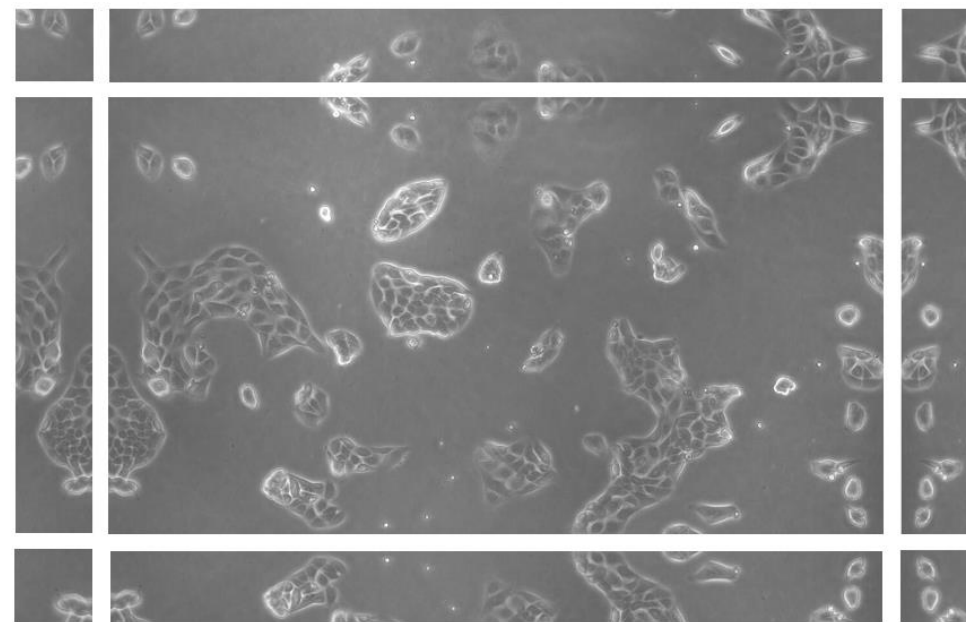
U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation (MICCAI 2015)

- **Method:** Mirror Extrapolate

- 일반적으로, 경계 부분 예측 시 Padding을 활용
- 저자는 경계에 위치한 이미지를 복사해 좌우 반전을 한 후 이미지 주변에 붙여 Input으로 사용
- 보통 Biomedical Image의 세포들은 대칭 구조인 경우가 많음

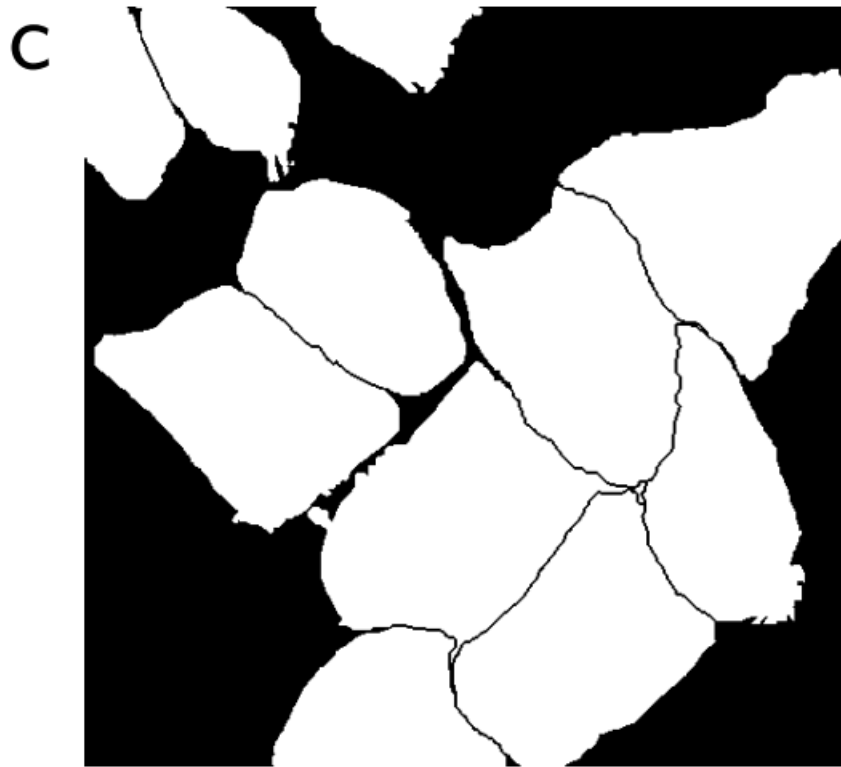


확장
→

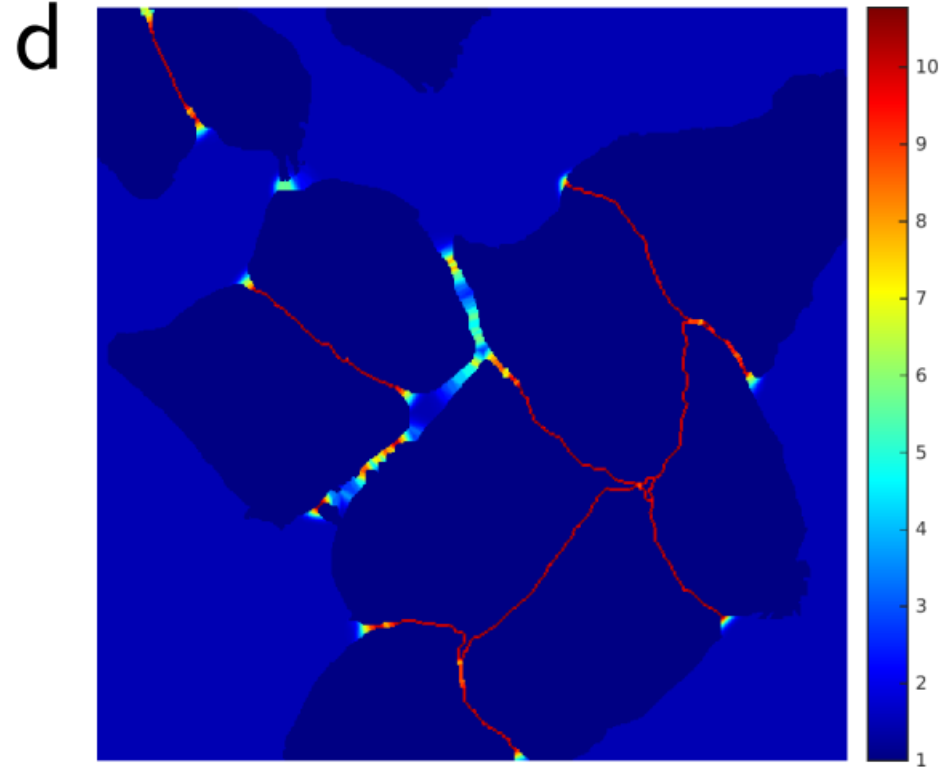


U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation (MICCAI 2015)

- **Method:** Weight Loss
 - 각 픽셀이 경계와 얼마나 가까운지에 따른 Weight Map
 - 경계에 가까운 픽셀의 Loss를 weight map에 비례하게 증가 -> 경계 잘 학습



Segmented Image



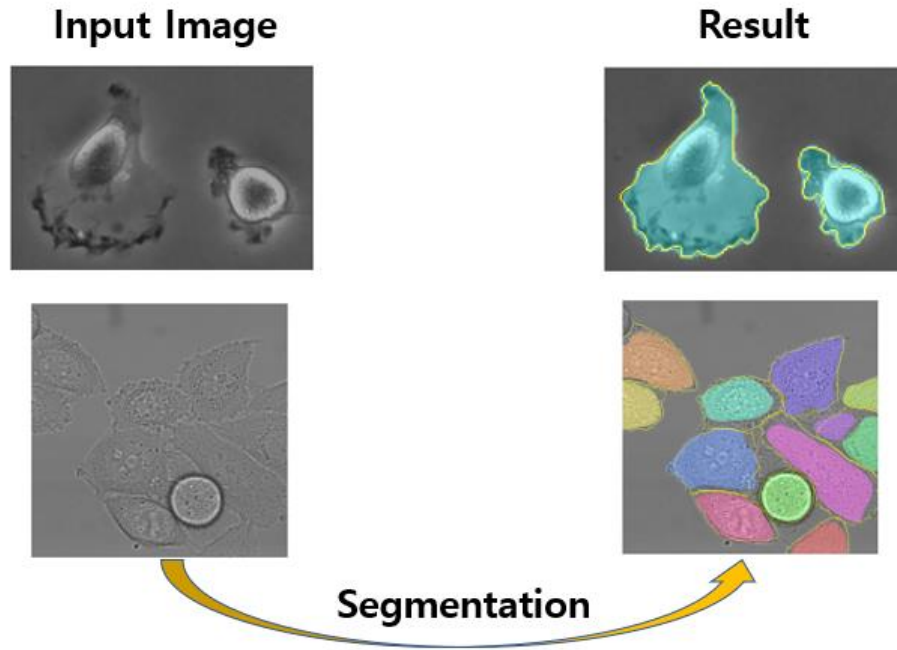
Weight Map Visualization

U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation (MICCAI 2015)

- **Experiment:**

- ISBI cell tracking challenge에서 기존의 연구보다 상당히 좋은 성과를 보임
- Dataset: PhC-U373, DIC-HeLa
- 측정 지표: IoU

Segmentation results (IOU) on the ISBI cell tracking challenge 2015



Name	PhC-U373	DIC-HeLa
IMCB-SG (2014)	0.2669	0.2935
KTH-SE (2014)	0.7953	0.4607
HOUS-US (2014)	0.5323	-
second-best 2015	0.83	0.46
u-net (2015)	0.9203	0.7756

U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation (MICCAI 2015)

- **Experiment:**

- U-Net이 EM segmentation challenge에서 10개의 모델 중 좋은 성능을 달성
- 측정 기준: Warping error, Rand error, Pixel error

Ranking on the EM segmentation challenge

Rank	Group name	Warping Error	Rand Error	Pixel Error
	** human values **	0.000005	0.0021	0.0010
1.	u-net	0.000353	0.0382	0.0611
2.	DIVE-SCI	0.000355	0.0305	0.0584
3.	IDSIA [1]	0.000420	0.0504	0.0613
4.	DIVE	0.000430	0.0545	0.0582
⋮				
10.	IDSIA-SCI	0.000653	0.0189	0.1027

한줄평:

- ✓ U-Net은 다양한 Biomedical image segmentation에서 좋은 성능을 보여줬고, Context와 Localization의 Trade-off를 해결한 의미 있는 연구라고 생각한다.
- ✓ U-Net의 구조 자체가 가지는 장점들이 워낙 굵직하기 때문에 다른 task에 활용하면 충분히 좋은 연구가 될 것 같다.