

**MICCAI 2015**

---

# **U-Net : Convolution Networks for Biomedical Image Segmentation**

**Olaf Ronneberger, Philipp Fischer, Thomas Brox**

**고민수**

# 요약

---

1. Biomedical 분야의 Image Segmentation을 제안합니다.
  - Semantic Segmentation
2. U-Net 아키텍처를 제안합니다.
  - U자형 구조 : 수축 경로, 확장 경로
  - 전체 네트워크 - Fully Convolutaional Network
3. 접촉한 객체들 사이의 배경을 더 잘 구분할 수 있는 함수를 제안합니다.
4. Elastic deformation 을 통한 data augmentation를 적용합니다



# Image Segmentation



predict



Person  
Bicycle  
Background

- 하나의 이미지 안에서 각 클래스를 분류

<https://www.jeremyjordan.me/semantic-segmentation/>



# Semantic Segmentation



1: Person  
2: Purse  
3: Plants/Grass  
4: Sidewalk  
5: Building/Structures

3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	5	5	5	5	5	5
3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	5	5	5	5	5	5
3	3	3	3	3	3	1	1	3	3	3	3	3	5	5	5	5	5	5
3	3	3	3	3	3	1	1	1	1	3	3	3	5	5	5	5	5	5
3	3	3	3	3	3	1	1	3	3	3	5	5	5	5	5	5	5	5
5	5	3	3	3	3	1	1	3	3	5	5	5	5	5	5	5	5	5
4	4	3	4	1	1	1	1	1	1	4	4	4	5	5	5	5	5	5
4	4	3	4	1	1	1	1	1	1	4	4	4	4	4	5	5	5	5
4	4	4	1	1	1	1	1	1	1	1	4	4	4	4	4	4	4	4
3	3	3	1	1	1	1	1	1	1	1	4	4	4	4	4	4	4	4
3	3	3	1	2	2	1	1	1	1	1	4	4	4	4	4	4	4	4
3	3	3	1	2	2	1	1	1	1	1	4	4	4	4	4	4	4	4

Input

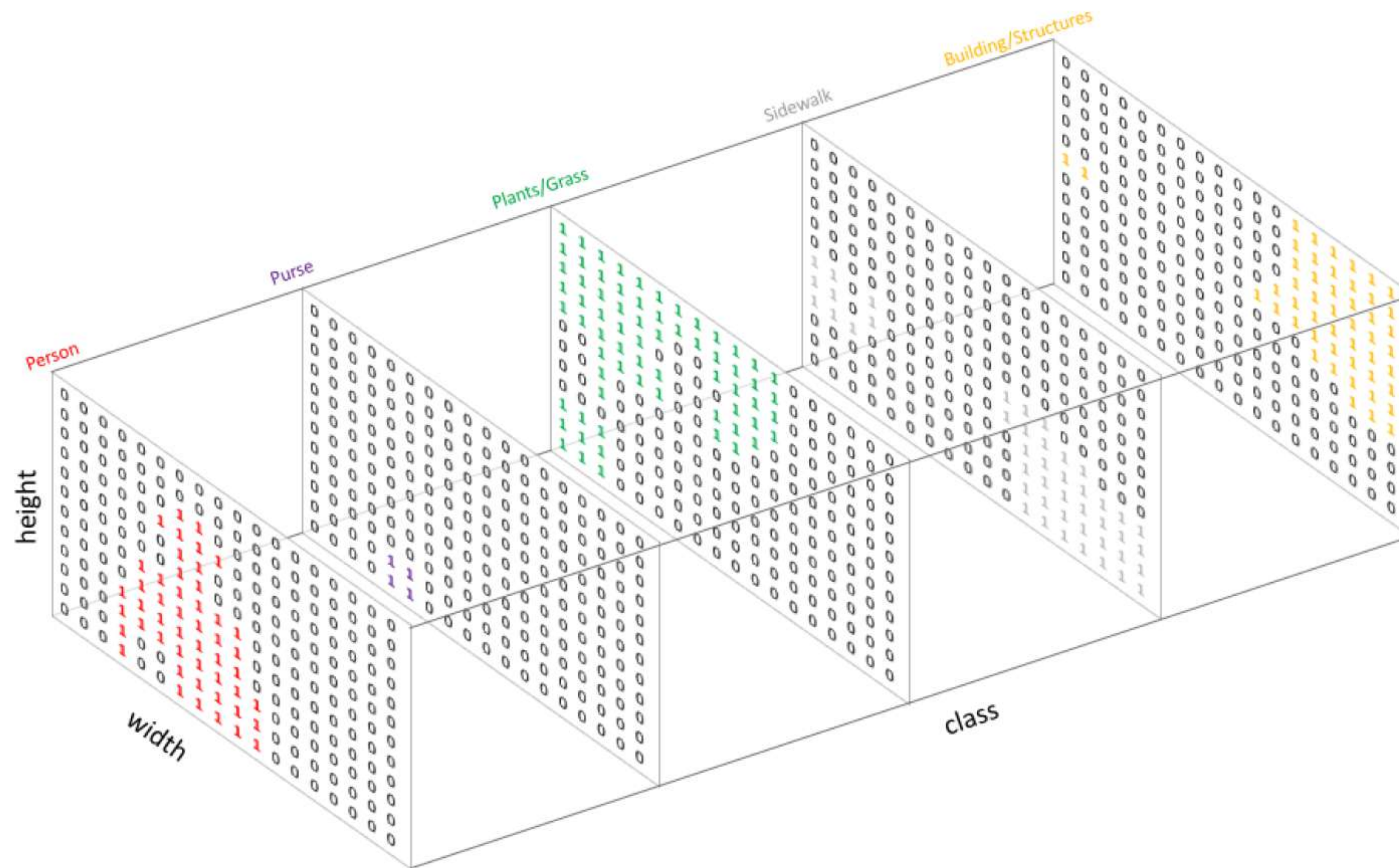
Semantic Labels

- Image Segemention 을 각 픽셀별로 수행하여 Segemention Map을 생성
- 하나의 이미지를 넣어 (너비 X 높이 X 1) 의 하나의 이미지를 생성

<https://www.jeremyjordan.me/semantic-segmentation/>



# Semantic Segmentation



- 각 픽셀별을 Softmax , Argmax를 적용하여 1개의 클래스로 분류 (픽셀별 원-핫 인코딩 적용)

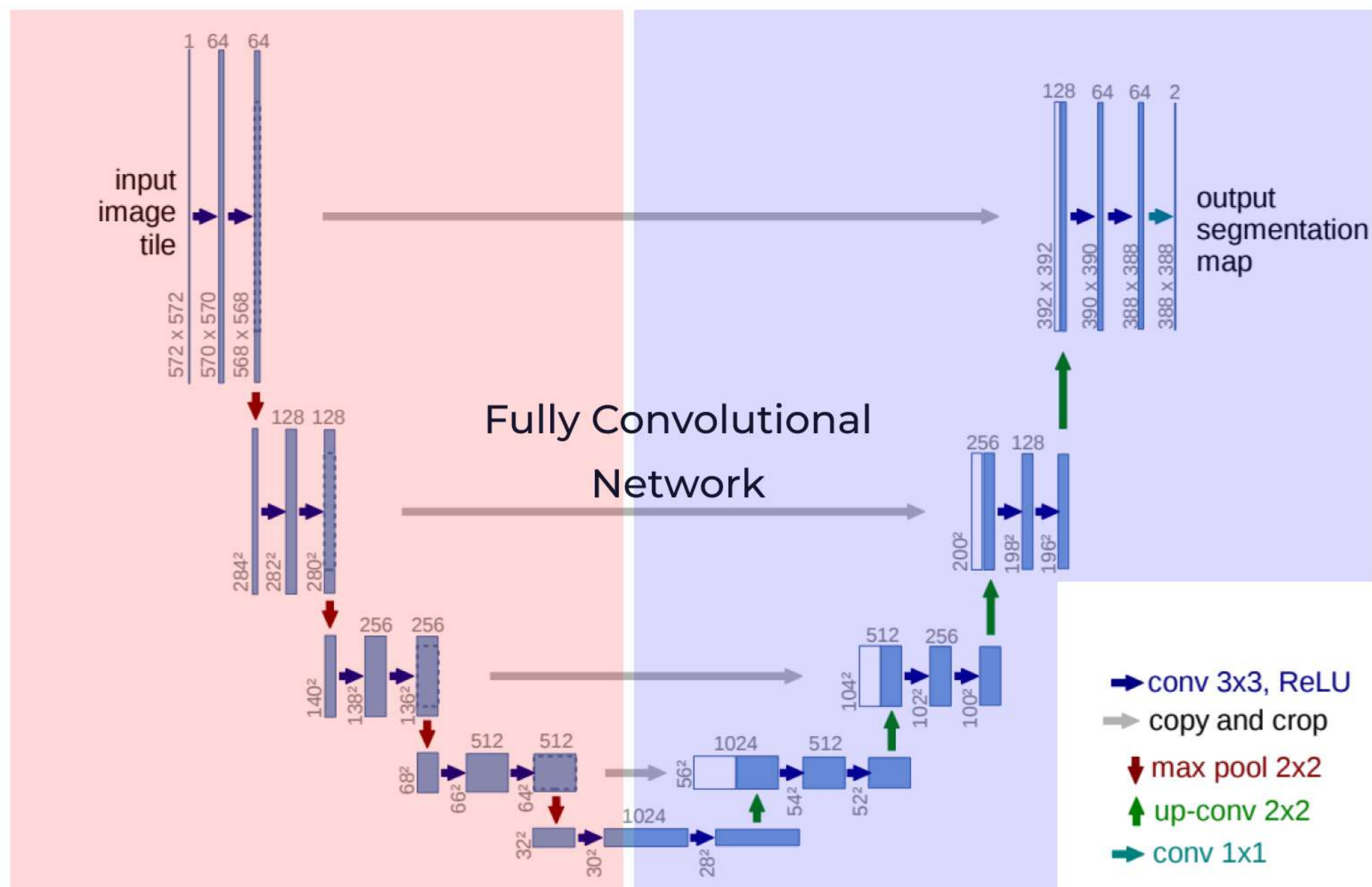
<https://www.jeremyjordan.me/semantic-segmentation/>



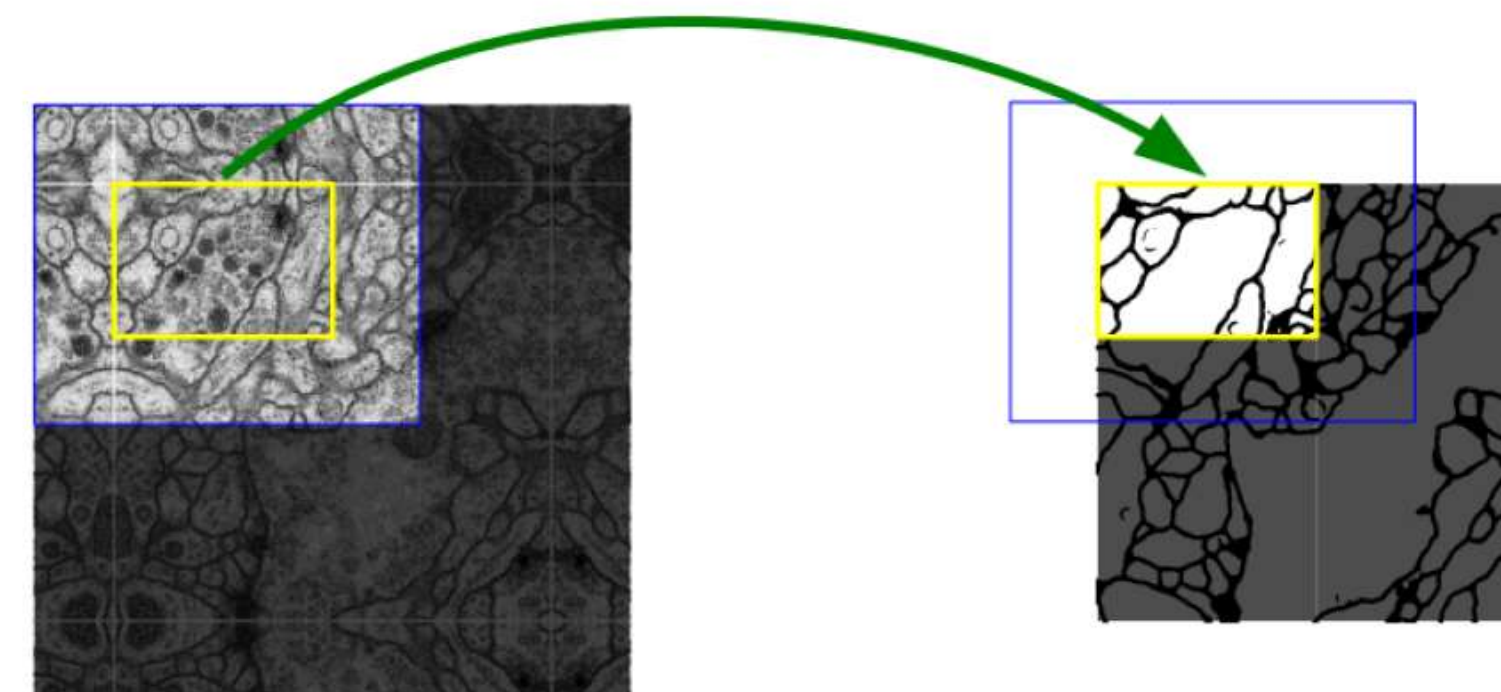
# U-Net Architecture

수축 경로

확장 경로



- Input 이미지의 해상도와 Output 이미지의 해상도가 다르기 때문에 크기에 맞게 잘라서 붙였습니다.



- 파란 박스에서 노란박스의 데이터가 생성되기 때문에 테두리 부분에 대한 Segmentation이 필요할 때 미러링(mirroring)을 활용합니다.
- 전체 네트워크는 FC 레이어가 없는 네트워크



# Objective Function

- 픽셀 단위의 Softmax

$$p_k(\mathbf{x}) = \exp(a_k(\mathbf{x})) / \left( \sum_{k'=1}^K \exp(a_{k'}(\mathbf{x})) \right)$$

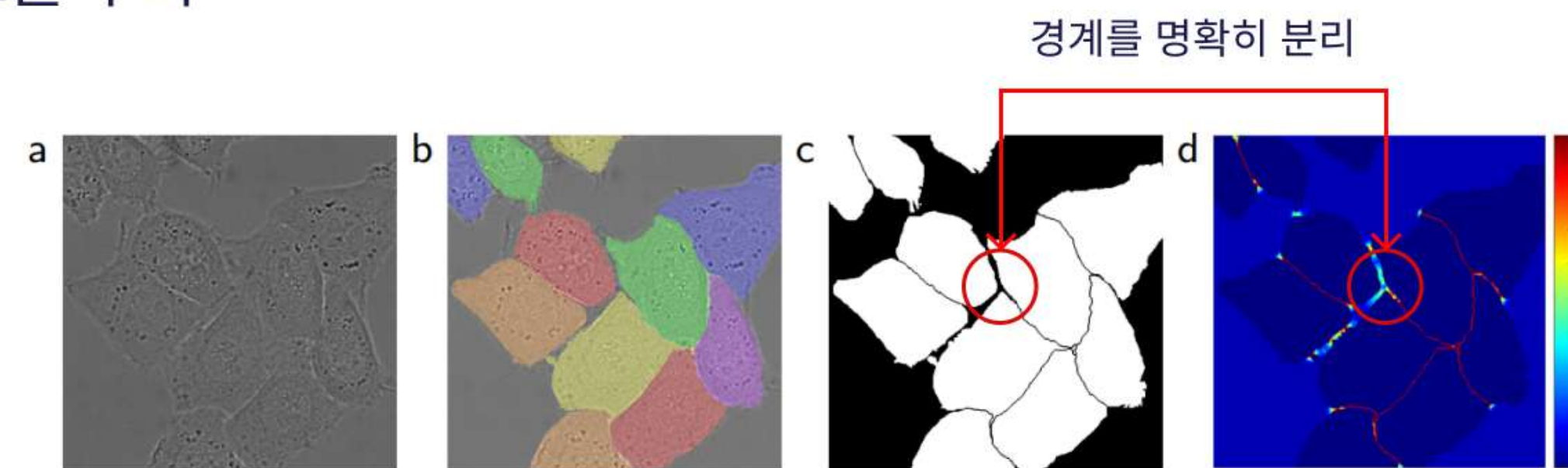
- True label 일 때 cross-entropy 손실함수

$$E = \sum_{\mathbf{x} \in \Omega} \boxed{w(\mathbf{x})} \log(p_{\ell(\mathbf{x})}(\mathbf{x}))$$

↓ 추가적인 가중치를 통해 픽셀별 중요도를 부여

- 인접한 셀 사이의 배경 레이블에 대해 높은가중치

$$w(\mathbf{x}) = w_c(\mathbf{x}) + w_0 \cdot \exp \left( -\frac{(d_1(\mathbf{x}) + d_2(\mathbf{x}))^2}{2\sigma^2} \right)$$





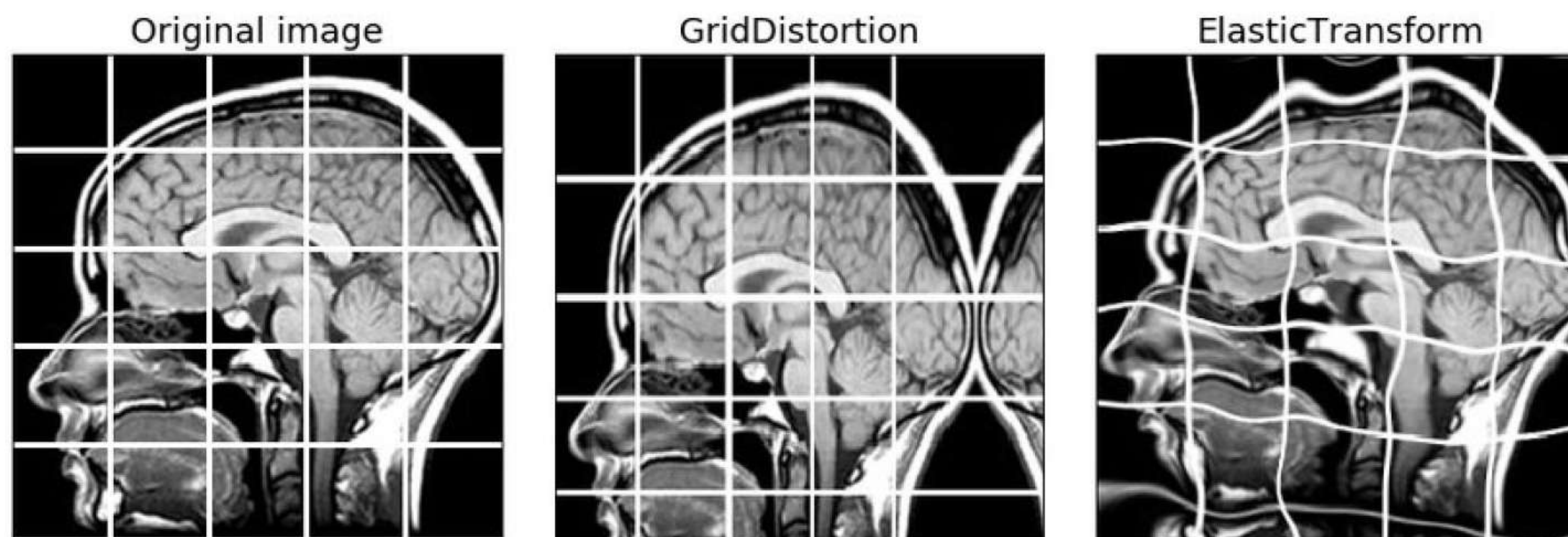
# Data augmentation

## 문제점

- └ 전문분야에 지식이 있는 고급인력이 각 픽셀에 레이블을 모두 달아야하기 때문에 데이터의 비용이 매우 비싸다는 단점이 있습니다

데이터 증강 기법 - 본 논문에서는 일반적인 data augmentation 과 Elastic augmentation 을 적용하였습니다.

그리고 Elastic augmentation 을 했을때 높은 정확도를 얻을 수 있음을 확인했습니다.





# Experiments

EM(Electron Microscopy) Segmentation 대회의 데이터 세트로 평가를 진행합니다.

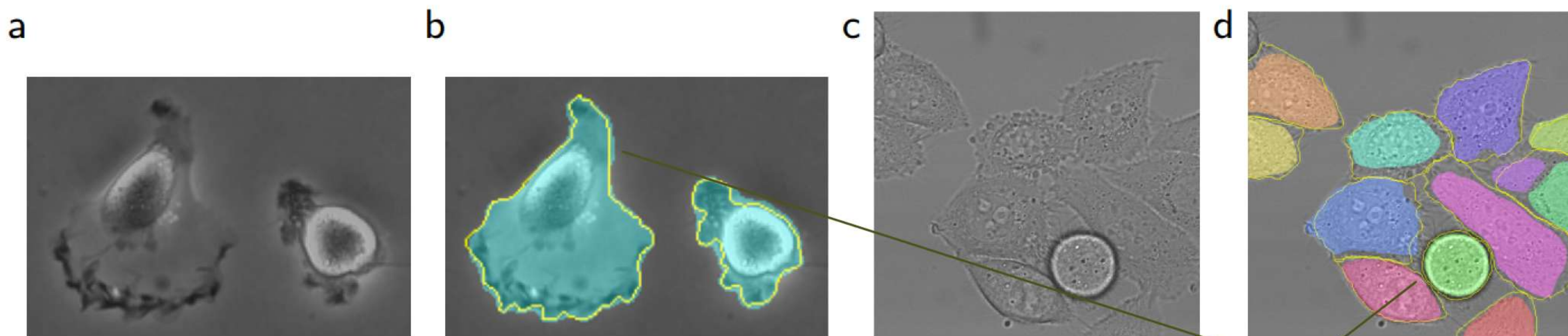
Rank	Group name	Warping Error	Rand Error	Pixel Error
	** human values **	0.000005	0.0021	0.0010
1.	u-net	<b>0.000353</b>	0.0382	0.0611
2.	DIVE-SCI	0.000355	0.0305	0.0584
3.	IDSIA [1]	0.000420	0.0504	0.0613
4.	DIVE	0.000430	0.0545	<b>0.0582</b>
⋮				
10.	IDSIA-SCI	0.000653	<b>0.0189</b>	0.1027

- Warping Error 를 기준으로 U-Net이 우수한 정확도를 보입니다.



# Experiments

추가적으로 2개의 데이터 세트(PhC-U373, DIC-HeLa)에 대해 평가를 진행하였습니다.



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)	<b>0.9203</b>	<b>0.7756</b>

예측한 테두리

U-Net의 뛰어난  
IOU Score



**Thank you**

---

**U-Net : Convolution Networks  
for Biomedical Image Segmentaion**

**Olaf Ronneberger, Philipp Fischer, Thomas Brox**