

PPT PRESENTATION

Enjoy your stylish business and campus life with BIZCAM

Index

- 1. SEM Dataset**
- 2. U-Net**
- 3. U-Net ++**
- 4. Attention U-Net**
- 5. Depth Estimation Model**

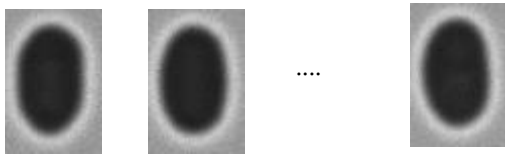
SEM Dataset

주제 : 전자현미경(SEM) 이미지로부터 깊이를 예측하는 AI 알고리즘 개발

Train data1

- X : 실제 SEM 영상을 캡처한 이미지들(각 케이스마다 이미지 개수가 다름 / 평균 깊이 1개에 26 ~ 32개 이미지)
- Y : 각 hole(픽셀)들의 평균 깊이(스칼라 값)

SEM Image



Depth_110_site_00001_sem043884 / 044215 / / 064970 (31장)

Average Depth

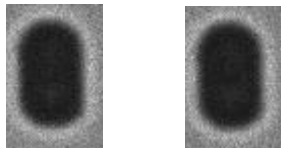
107.0344

Depth_110_site_00001

Train data2

- X : 실제 SEM 영상을 캡처한 이미지 2개 (해당 이미지 2개는 Depth map에 pair하게 매칭)
- Y : SEM 영상과 Pixel별로 대응되는 Depth Map

SEM Image



20201001_202940_NE142400C_RAE01_1_S01_M0005-01MS_3_itr0 / 1

Depth Map



20201001_202940_NE142400C_RAE01_1_S01_M0005-01MS_3

SEM Dataset

Test data(총 25988개)

- X : SEM 영상을 캡처한 이미지 1개
- \hat{Y} : 실제 Hole 단위 SEM 영상으로부터 추론한 Depth Map (PNG 파일)

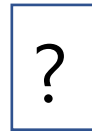
SEM Image



000000



Depth Image



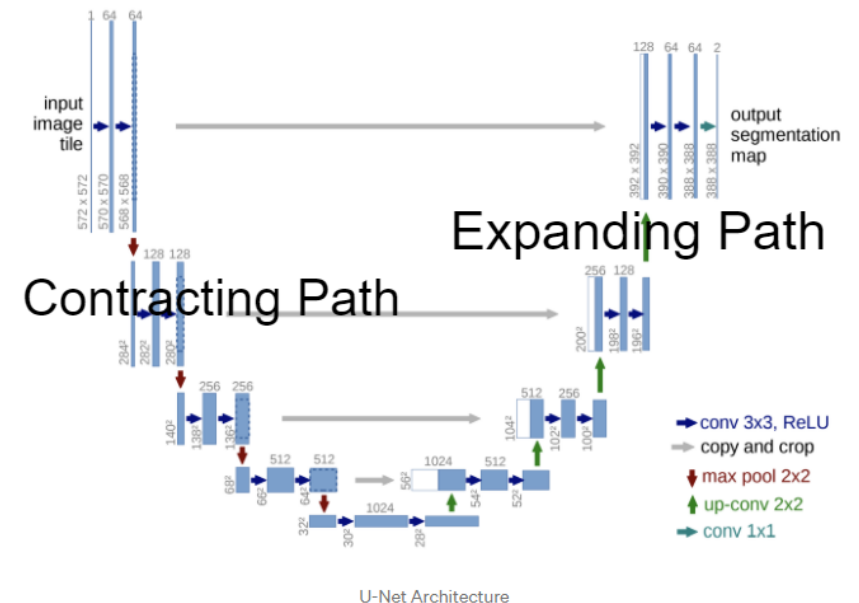
000000

즉, Train1은 모델 구축시 SEM 영상에서 추출한 약 30개의 이미지를 요약해 1장의 SEM 이미지 input으로 하고 평균 깊이 스칼라 값을 이용해 학습하여 Test data로 Depth map을 만들어야 한다

Trani2는 SEM pair 이미지 2장을 요약해 1장의 SEM 이미지를 input으로 하고 Depth Map 정답지를 이용해 학습하여 Test data로 Depth map을 만들어야 한다.

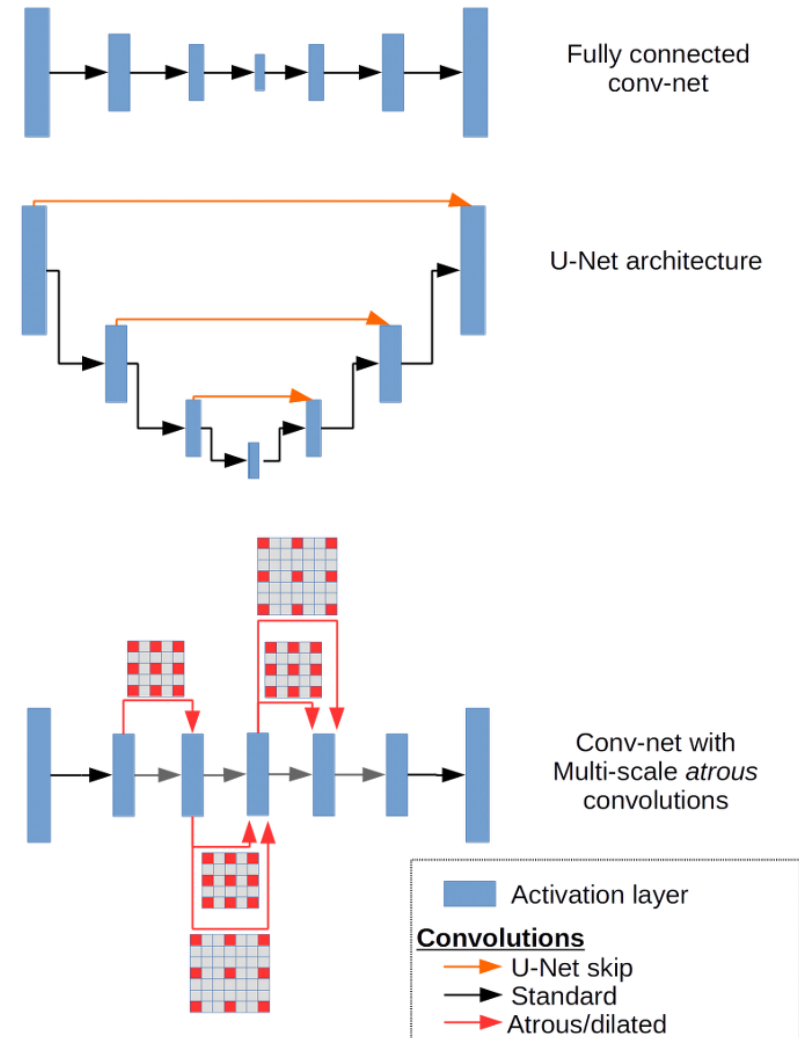
SEM Model – U-net

- 해당 논문에서 처음 제안(Ronneberger, O., Fischer, P., & Brox, T. (2015, October). U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. In International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention (pp. 234-241). Springer, Cham.)
- U-Net은 이미지 분할을 목적으로 제안된 End to End 방식의 Fully Convolutional Network 기반 모델
- Contracting Path(왼쪽) : 이미지의 context 정보를 얻기 위한 네트워크(인코딩과 유사)
- Expansive Path(오른쪽) : feature map을 원본 크기에 맞게 upsampling을 진행하고 contracting path에서 포착한 feature map의 context와 결합 => Localization을 위한 네트워크(디코딩과 유사)



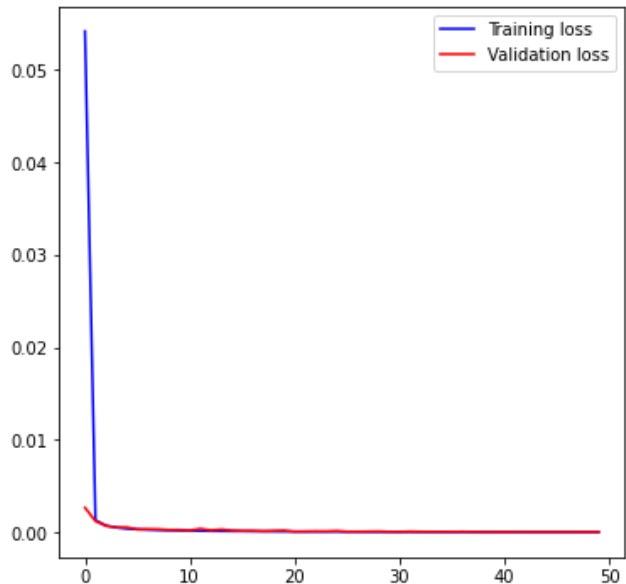
SEM Model – U-net

- Skip Architecture 전략 사용
- Skip Architecture : 각 expanding step 마다 up-convolution 된 feature map은 contracting path의 cropped 된 특징 맵과 concatenation(각 Layer에 존재하는 픽셀의 위치정보를 결합)
- 그 결과 Upsampling으로 뭉뚱그려진 위치정보를 보완

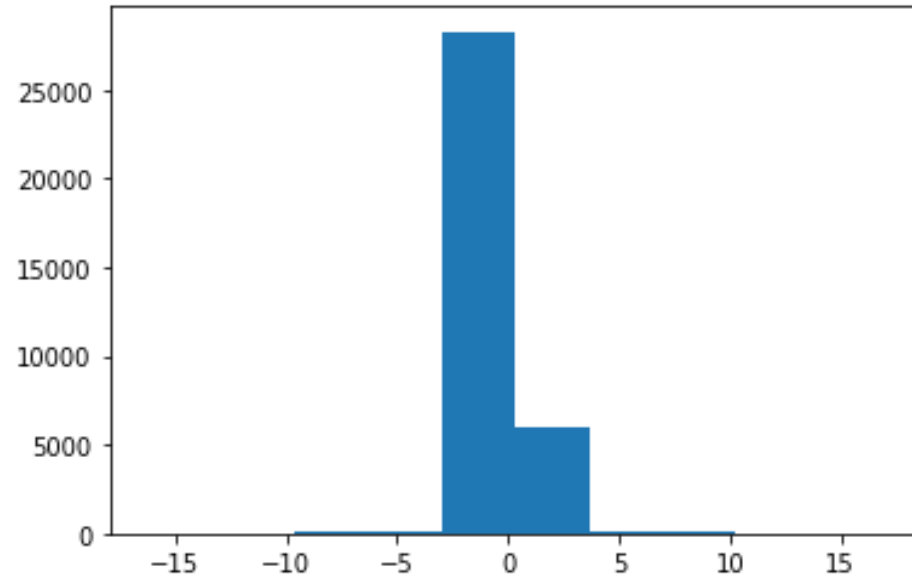


SEM Model – U-net

- 본 실험에서는 contracting path에서 imagenet으로 학습한 ResNet을 사용하며 Freezing
- 이때, 채널의 수는 각 단계마다 [32,64,128,512] / [32,128,256,512]와 같이 진행
- SEM 데이터를 이용해 U-net을 학습한 결과 다음과 같이 나옴
- 데이콘에 제출 결과 6.87 / 6.95 의 결과를 보임



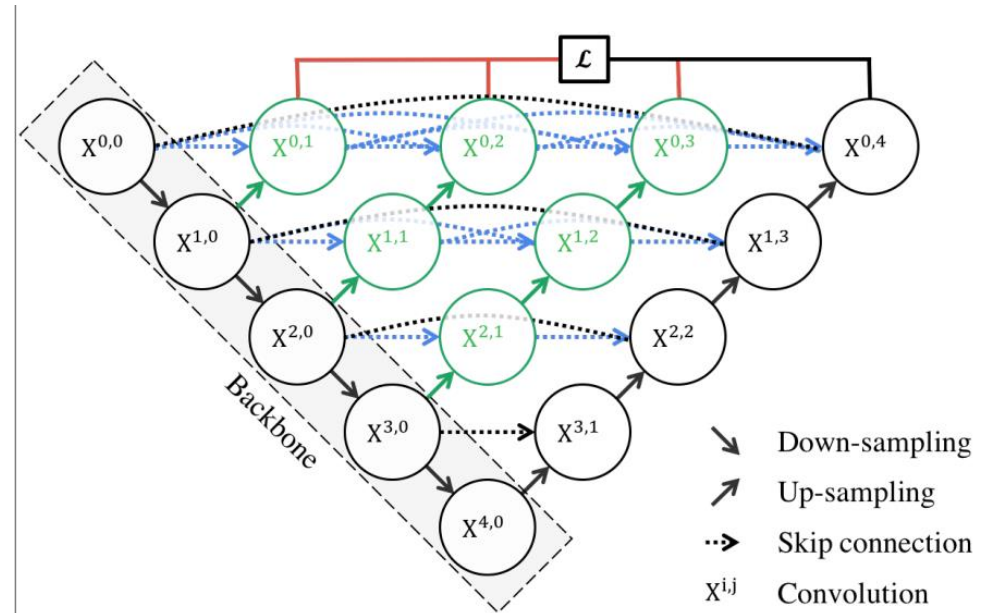
loss: 4.6277e-05 - val_loss: 6.1635e-05



Predicted Depth Avg : 0.0549

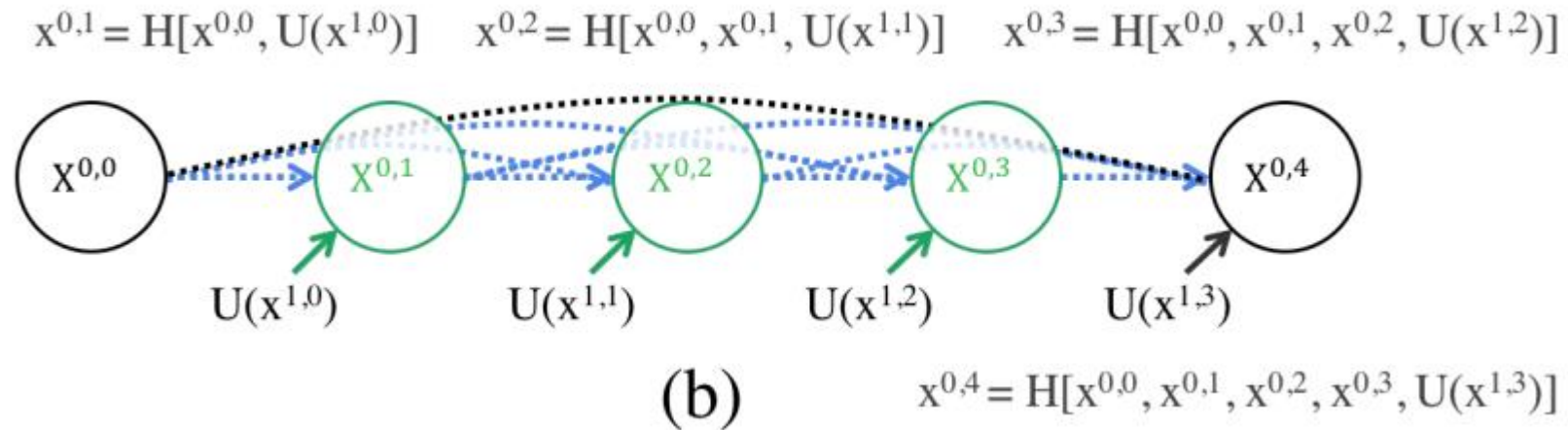
SEM Model – U-net++

- 해당 논문에서 처음 제안(Oktay, O., Schlemper, J., Folgoc, L. L., Lee, M., Heinrich, M., Misawa, K., ... & Rueckert, D. (2018). Attention u-net: Learning where to look for the pancreas. arXiv preprint arXiv:1804.03999.)
- U-net과 다음과 같은 다른 차이점을 보임
 1. Re-designed skip pathways : U-Net에서도 Skip-Connection을 해주는 부분이 있었지만, U-Net++에서는 DenseNet의 아이디어를 차용하여 Encoder(수축 경로)와 Decoder(확장 경로)사이의 Semantic(의미적) Gap을 연결
 2. Deep Supervision : 각 브랜치의 출력(빨간색 선으로 표시된 부분)을 평균해서 최종 결과로서 사용하는 방법



SEM Model – U-net++

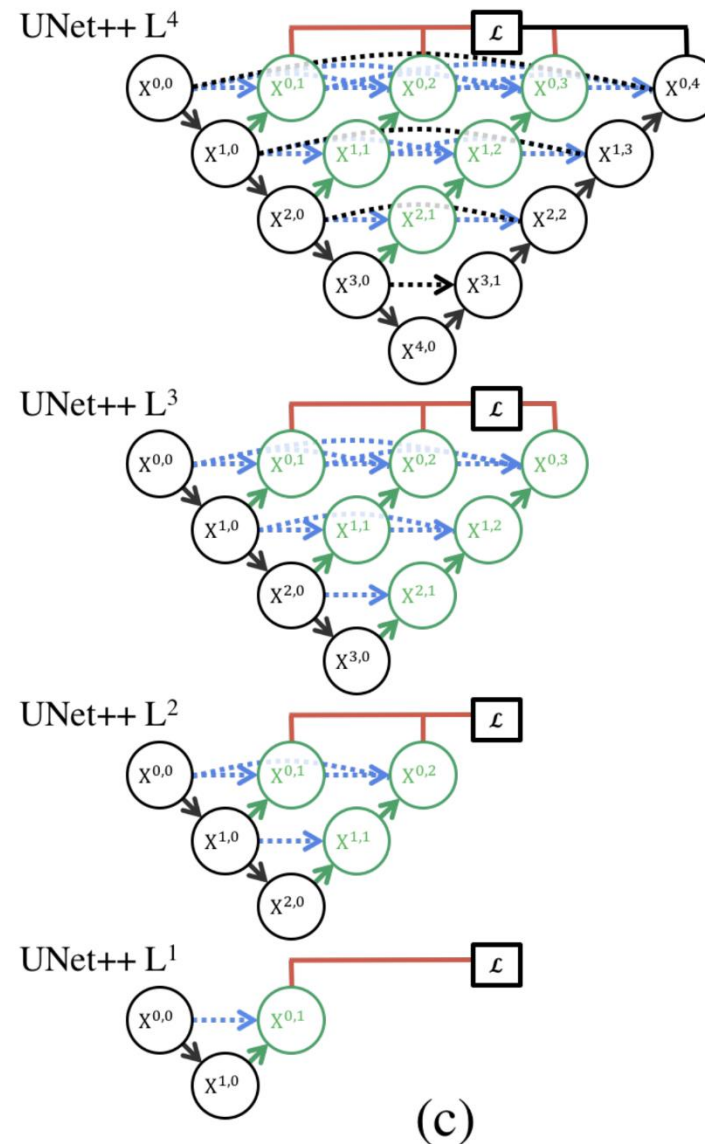
- U-Net에서는 $X_{0,0}$ 에서 $X_{0,4}$ 로 가는 하나의 Skip만 존재
- U-Net++에서는 $X_{0,0}$ 이 크기가 키워진(Upsampling) $X_{1,0}$ 과 Concatenate되어 $X_{0,1}$ 로 이동
- $X_{0,1}$ 은 또 다시 Upsampling된 $X_{1,1}$ 과 Concatenate되어 $X_{0,2}$ 로 전달
- 해당 방법을 통해 Encoder와 Decoder의 Feature map간의 Semantic Gap을 더 줄일 수 있게 된다고 언급



SEM Model – U-net++

- 여러 Semantic Level(위 구조에서는 4개)은 각각 Feature map을 생성한 뒤, loss를 평균 내어 결과 예측
- 손실 함수로써 binary cross-entropy와 dice coefficient를 결합한 것을 사용

$$\mathcal{L}(Y, \hat{Y}) = -\frac{1}{N} \sum_{b=1}^N \left(\frac{1}{2} \cdot Y_b \cdot \log \hat{Y}_b + \frac{2 \cdot Y_b \cdot \hat{Y}_b}{Y_b + \hat{Y}_b} \right)$$

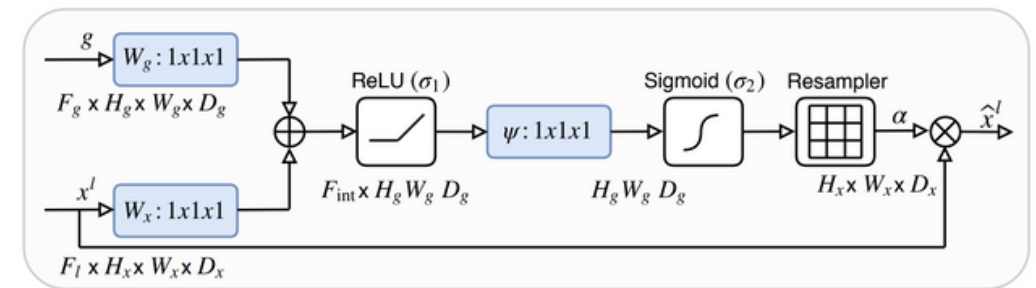
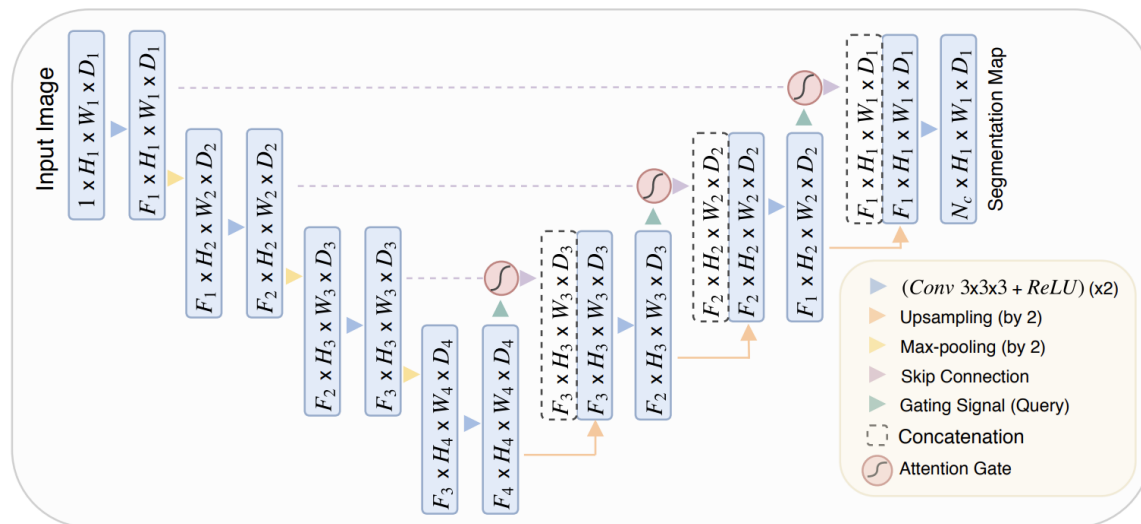


SEM Model – U-net++

- 본 실험에서는 contracting path에서 imagenet으로 학습한 ResNet을 사용하며 Freezing
- 이때, 채널의 수는 각 단계마다 [32,64,128,512] 와 같이 진행
- SEM 데이터를 이용해 U-net을 학습한 결과 다음과 같이 나옴
- 데이콘에 제출 결과 6.86 의 결과를 보임

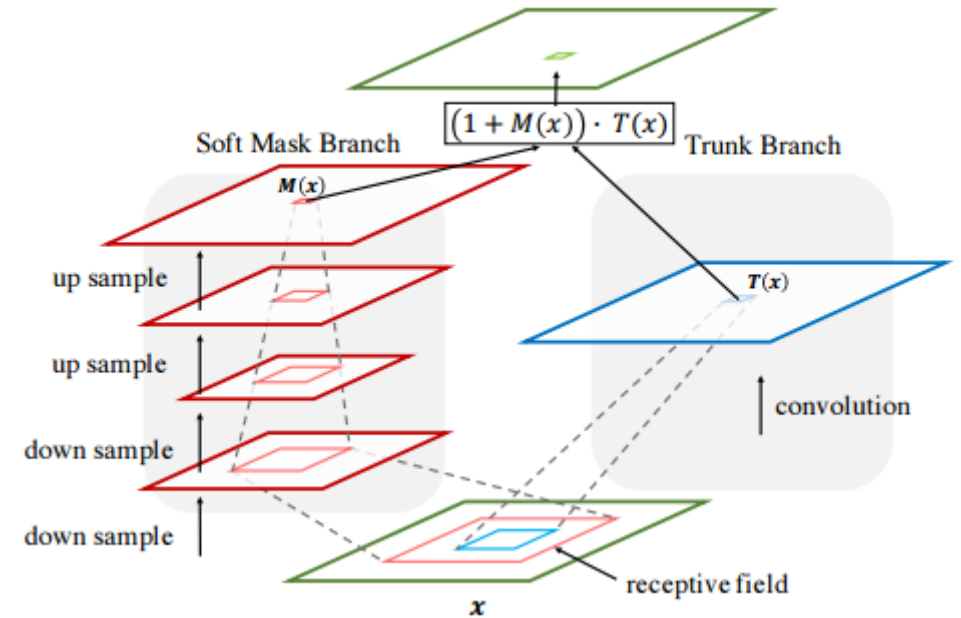
SEM Model – Attention U-net

- 해당 논문에서 처음 제안 (Oktay, O., Schlemper, J., Folgoc, L. L., Lee, M., Heinrich, M., Misawa, K., ... & Rueckert, D. (2018). Attention u-net: Learning where to look for the pancreas. arXiv preprint arXiv:1804.03999.)
- 기본적인 U-Net과 비슷하지만 skip-connection 부분에 시그모이드 표시 존재
- 시그모이드는 해당 논문에서 제안 (Wang, F., Jiang, M., Qian, C., Yang, S., Li, C., Zhang, H., ... & Tang, X. (2017). Residual attention network for image classification. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition (pp. 3156-3164).) 한 attention 구조와 유사
- residual 에서의 attention을 구해서 적용되는 구조와 UNet에서 바로 아래 레이어의 결과와 섞여지는 구조



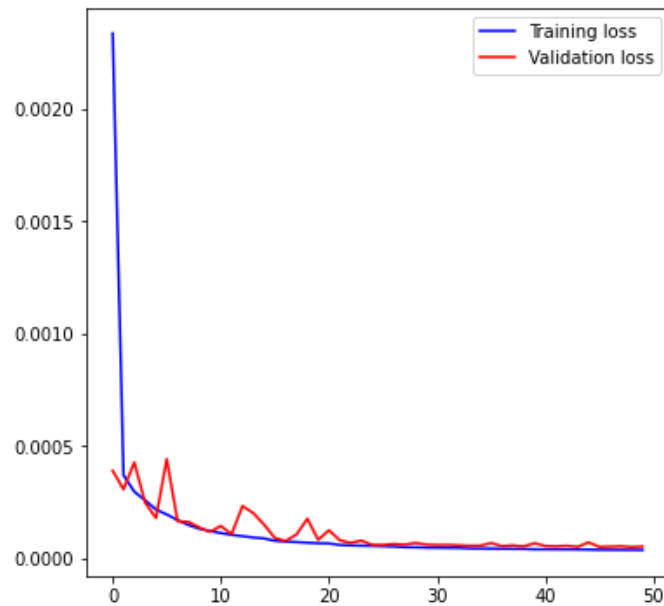
SEM Model – Attention U-net

- Residual Attention Network : Attention module로 구성
- Attention module은 이미지에서 중요한 특징을 포착하여 출력값을 정제해주는 역할
- Attention module은 두 부분으로 나누어져 있음
 1. 마스크를 생성하는 부분
 2. 기존 모듈(residual 모듈, inception 모듈)
- trunk branch는 입력 값으로부터 특징을 추출(pre-trained 모델 주로 사용)
- Soft Mask Branch는 0~1 범위의 Mask를 생성
: 입력 값을 최소 해상도 까지 down-sample하고 (가장 중요한 픽셀을 추출), up-sample로 입력값 크기까지 해상도로 복구(원래 입력 값에서 가장 중요한 픽셀의 위치를 파악)
- 마스크는 trunk branch 출력 값에 곱해져 trunk branch 출력값을 정제하는 역할

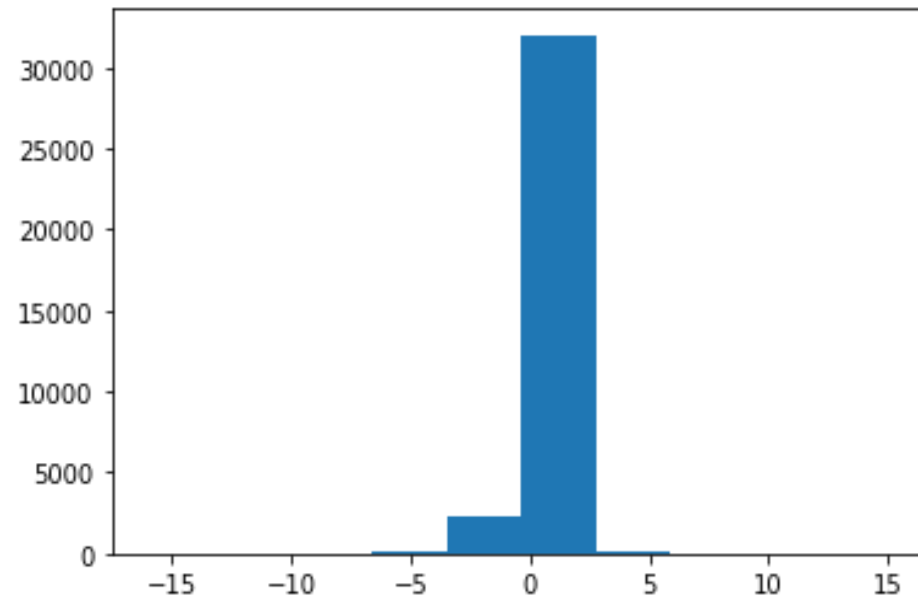


SEM Model – Attention U-net

- 본 실험에서는 contracting path에서 imagenet으로 학습한 ResNet을 사용하며 Freezing
- 이때, 채널의 수는 각 단계마다 [32,64,128,512], [64,128,256,512] 와 같이 진행
- SEM 데이터를 이용해 U-net을 학습한 결과 다음과 같이 나옴
- 데이콘에 제출 결과 6.78 / 6.82 의 결과를 보임



loss: 3.6567e-05 - val_loss: 5.1947e-05



Predicted Depth Avg : 0.027

SCI 조사

- Journal of Communications and Networks(한국)
- 모든 논문은 국내 외에서 자유투고 형식으로 공모되며 통신이론과 시스템, 무선통신, 통신망 및 서비스의 3분야로 나뉘어 엄격한 심사를 거쳐 게재여부가 결정
- 1년 6회 발간
- 평균 10개의 논문 탑재

Impact Factor

3.908 (2021)

3.240 (2020)




1.733 (2019)

Search Criteria:
Word(s) Anywhere in Article: **indoor positioning**

Results are shown in title order.
To rephrase your existing search criteria, press the "Back" button on your browser.

To see an article directly, click It's Title. To download an article, click its PDF Icon. To review many abstracts, check the boxes to the left of the titles you want, and click the 'Get All Checked Abstract(s)' button. To see one abstract at a time, click its [Abstract] link.

All Check All Uncheck Get All Checked Abstract(s) Download PDF

<input type="checkbox"/>	Sheng-Cheng Yeh , Yih-Shyh Chiou , Huan Chang , Wang-Hsin Hsu , Shiau-Huang Liu and Fuan Tsai, "Performance Improvement of Offline Phase for Indoor Positioning Systems Using Asus Xtion and Smartphone Sensors", vol.18, no.5, pp.837-845, Oct. 2016. [Abstract]			
--------------------------	--	---	---	---

All Check All Uncheck Get All Checked Abstract(s)