

# 1. Overview

## • (1) 대회 소개



목적 : 배경 영역을 제외한 자동차에 대한 Masking 정보만 추출할 수 있게 하는 대회 (Semantic Segmentation)

# 1. Overview

## • (2) 입력 데이터



# 2. Solution

## • (1) 1<sup>st</sup> Solution Summary

1<sup>st</sup> soltuion

Model A

- UNet from scratch

Backbones

- Custom
- Down block: 2 convolution layers, 2 x 2 max pooling layer
- Up block: bilinear upscaling layer, 3 convolution layers

Loss

- BCE + 1 - DICE
- 경계선에 있는 pixel의 경우 3배 더 큰 weight를 줘서 loss 를 계산하였다.

Train

- 250 epochs
- 7 folds
- SGD with momentum
- 100 epoch마다 learning rate 0.5를 곱해주었다.

# 2. Solution

## (1) 1<sup>st</sup> Solution Summary

1<sup>st</sup> soltuion

### Model B

- Unet VGG 11

### Backbones

- VGG 11

### Augmentation

- Heavy: random translation, scaling, rotation, brightness change, contrast change, saturation change, conversion to grayscale.
- Light: random translation, scaling and rotation.

### Loss

- BCE + 1 - DICE
- 경계선에 있는 pixel의 경우 3배 더 큰 weight를 줘서 loss 를 계산하였다.

### Train

- 250 epochs
- 7 folds
- SGD with momentum
- 60 epoch
- 1 cycle = 20 epoch
- 20 epoch = 10 epoch (base\_lr) + 5 epoch (base\_lr x 0.1) + 5 epoch (base\_lr x 0.01)

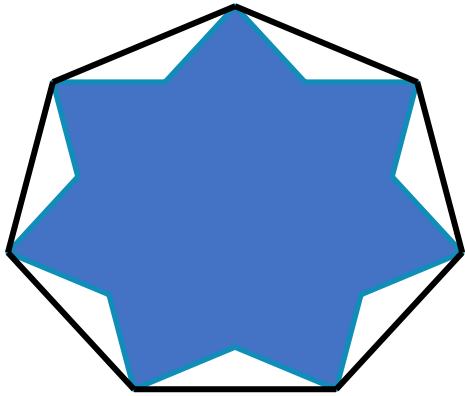
# 2. Solution

## (1) 1<sup>st</sup> Solution Summary

1<sup>st</sup> solution

Merge

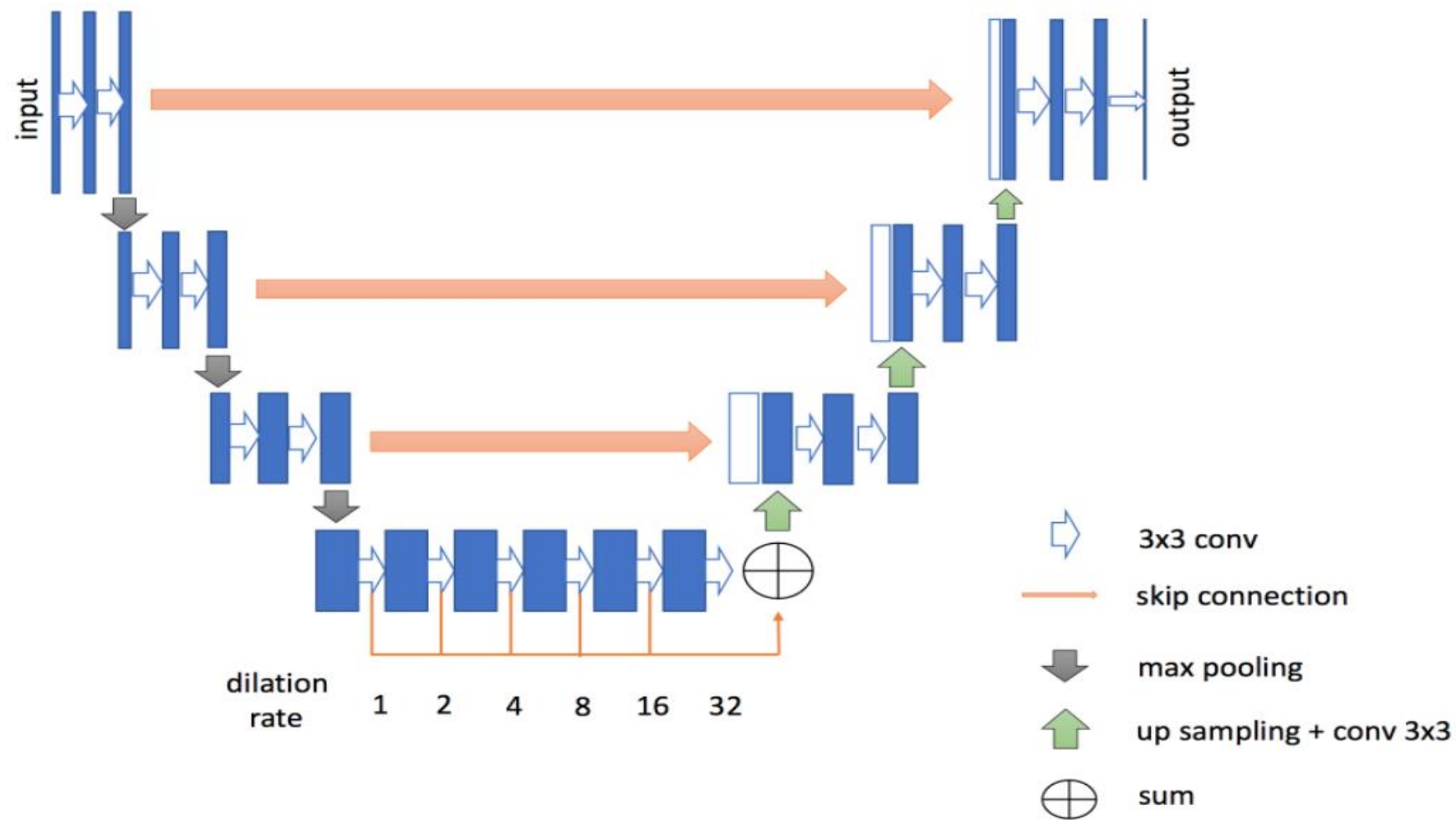
- Pixel 별로 averaged prediction을 낸다.
- 0.3 ~ 0.8 은 unreliable로 간주
- 이를 기반으로 best-performing model을 선정.
- low reliability에는 convex hull을 적용하였다.



# 2. Solution

(1) 3<sup>rd</sup> Solution Summary

3<sup>rd</sup> soltuion



# 2. Solution

## (1) 3<sup>rd</sup> Solution Summary

3<sup>rd</sup> solution

### Optimizer

- RMSprop lr = 0.0002

### Data Augmentation

- horizontal flip.
- 다른 augmentation은 overfitting을 일으켰다.

### Loss function

- Bce + dice loss

### Ensemble

- 5 fold ensemble 1536x1024 + 6 fold ensemble 1920x1280
- 다른 scale의 이미지로 학습을 시켰으며, model에 weigh를 부여하여, output을 merge 시켰다.

### TTA

- horizontal flip.

### Adjusting threshold

- Validation set의 best score가 나오는 threshold를 기준으로 잡았으며, 이는 0.508이었다.
- LB 에서 0.000001 상승하는 효과를 볼 수 있었다.