

MUSINSA

Predicting star rating

PROJECT

TEAM MEMBER & ROLE

윤소미

자료수집

데이터 핸들링

논문 분석

사전 생성

모델 구현

장주찬

자료수집

데이터 크롤링

TEXT Augmentation

토픽 모델링

시각화

전규원

자료수집

데이터 크롤링

TEXT Augmentation

사전 생성

SAMPLING

PPT

한정현

자료수집

논문 분석

TEXT Augmentation

토픽 모델링

SAMPLING

허권

자료수집

데이터 핸들링

논문 분석

TEXT Augmentation

모델 구현



TIMELINE

PROJECT DETAIL

- ◆ PREDICTING REVIEW STAR RATE

- ◆ TEAM MEMBER & ROLE

APPENDIX

TIMELINE

06

2_WEEK

프로젝트 주제 탐색

- 브레인스토밍
- 주제 선정

데이터 셋 구축

- 크롤링 및 데이터 핸들링

3_WEEK

DL [딥러닝을 통한 별점 예측]

- 래퍼런스 논문 리뷰

06

4_WEEK

DL [딥러닝을 통한 별점 예측]

- 리뷰 데이터셋 증축
- 래퍼런스 코드 커스텀

5_WEEK

모델 성능 검증 및 결과물 도출

- 데이터셋 증축 및 성능 보완

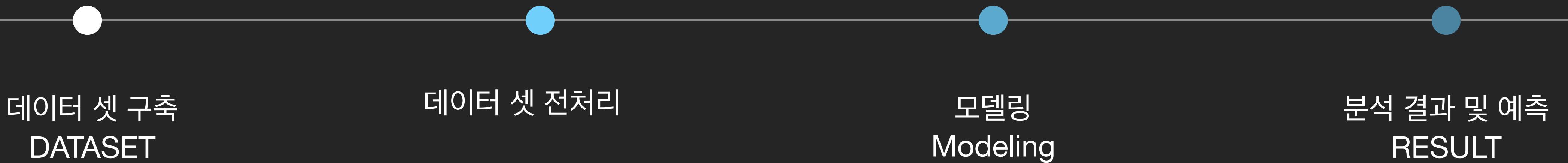
LET'S THINK ABOUT IT IN TERMS OF MUSINSA

PREDICTING REVIEW STAR RATE

MUSINSA 입점브랜드에 관한 실질적 평가지표 제시

PROJECT DETAIL

WORKFLOW



TARGET

Let's think about it in terms of MUSINSA



REVIEW

실질적인 판매량에 영향력

좋은 평점 리뷰

쇼핑몰의 이익에 영향

사용 후기가 시장을 움직인다... 전문가 입 김보다 쎈 '유저스 코멘트'

<https://www.asiatoday.co.kr/view.php?key=20200219010011433>

커머스 업계에서 고객 후기의 중요성이 커지고 있다. 아마존, 네이버 쇼핑, 쿠팡, 11번가와 같은 대형 오픈마켓 커머스들 또한 리뷰어 랭킹제 도입, 리뷰 항목 체계화, 파격적인 리워드 제공 등을 통해 나름의 리뷰 시스템을 활발하게 구축하고 있다. 이에 발 맞춰 온라인 쇼핑몰이 사용하는 리뷰 솔루션 업체들 역시 서비스를 빠르게 고도화 중이다.

이처럼 커머스들이 너나 할 것 없이 리뷰 시스템에 투자하는 이유는 소비자 후기가 매출에 실질적인 영향을 주기 때문이다. '맥킨지앤컴퍼니'의 조사에 따르면 실구매자의 후기는, 쇼핑몰의 추천보다 잠재소비자의 구매 결정에 10배 가량 높은 영향력을 행사한다고 한다.

<https://www.joongang.co.kr/article/21404190#home>

리뷰와 판매 매출 관계

제품 리뷰는 온라인 쇼핑 판매 매출에 직접적인 영향을 미칩니다. 우선 수많은 판매자가 있는 온라인 시장에서 해당 판매자의 신뢰가 올라갑니다. 판매 사기도 많은 만큼 같은 제품이라도 리뷰가 많은 판매자는 더 안전하다고 생각이 듭니다.

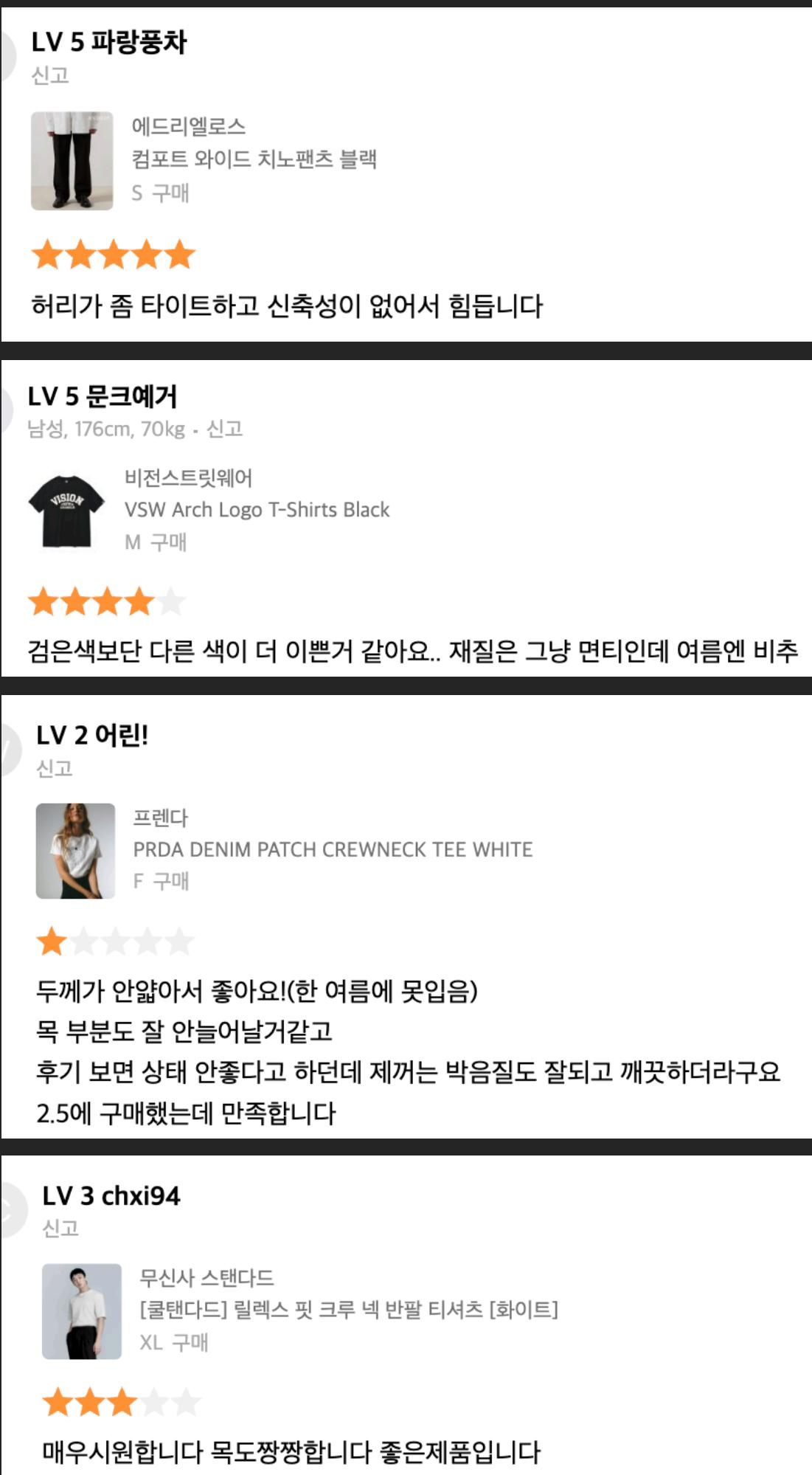
리뷰는 제품 자체에 대한 믿음도 올려줍니다. 일단 내용의 좋고 나쁨을 떠나 리뷰가 많다는 것은 많은 소비자가 구매를 했다는 것이므로 구매조차 하지 않는 제품보다는 믿음이 가는 것은 확실합니다. 리뷰가 일정 수준 이상 있고 다음이 전체 사용 리뷰의 평이 좋냐 나쁘냐가 고려 요인이 될 것입니다.

일정 수준 리뷰가 쌓여 있다면 좋은 리뷰가 많을수록 이를 본 소비자가 그 제품을 구매할 가능성이 커지게 됩니다. 일종의 동료 압박이나 반복 학습의 영향이라고 말할 수 있습니다. 단순히 많은 사람이 좋다고 하는 제품은 실제 써보지 않아도 좋아 보이는 것입니다.

<https://revlab.tistory.com/entry/%EC%A0%9C%ED%92%88-%EB%A6%AC%EB%B7%BO-%ED%9A%A8%EA%B3%BC-%ED%95%9C%EA%B3%84>

TARGET

보다 정확한 별점 점수를 예측하기 위한 모델 제작



내용은 좋지 않지만
별점은 높은 경우

내용은 좋은데
별점은 낮은 경우



MUSINSA 입점브랜드에 관한 실질적 평가지표를 제시한다.

저평가된 브랜드와 고평가 된 브랜드를 구분

고객 만족도 기반 해당 브랜드와의 계약 연장성에 대한 고찰

DATASET

MUSINSA

STAR RATE 5
STAR RATE 4
STAR RATE 3
STAR RATE 2
STAR RATE 1

약 36만개

NAVER

STAR RATE 2
STAR RATE 1

<부정 댓글 데이터 셋 부재>
비단 무신사에만 있는 데이터가 아니다.
네이버 쇼핑에서 데이터 셋 추가적으로 수집

약 5만개

DATA IMBALANCED

AUGMENTATION

STAR RATE 3
STAR RATE 2
STAR RATE 1

EDA : 약 20만개
BACK TRANSLATION : 약 3.5만개

PRE-PROCESSING

부정 댓글 데이터셋의 부재

2022년도 6월까지의 댓글

+

2021년도 1,2,3점 (부정 댓글) 추가 크롤링

Star score "1":	463
Star score "2":	563
Star score "3":	5332
Star score "4":	39242
Star score "5":	298540

‘무신사 > 회원후기’ 데이터셋

TEXT AUGMENTATION

KoEDA [Easy Data Augmentation for Korean]

단어를 삽입 / 삭제 / 위치 변경 / 유의어로 대체 하여 증식하는 기법

Back Translation

기존 텍스트를 외국어로 번역한 뒤, 다시 기존의 언어로 번역하여
증식하는 기법

Generation

키워드의 앞, 뒤 상관관계 및 유사도를 기반하여 글자를 생성하여
증식하는 방법



< STAR SCORE 1,2 >
Text Augmentation

MODEL [SEARCH]

BERT (Multilingual) : GOOGLE 개발

> 목적

- 다양한 언어에 폭 넓게 적용
- Character-level (글자, 알파벳) 단위를 사용한 설계



한계점

- 과도하게 큰 model의 크기
- non-English downstream task에서의 성능부진

> 배경 및 특징

- 104개의 language의 Wikipedia dataset으로 학습된 model
- 알파벳을 사용하는 언어들은 전체 character가 26개에 불과
- 데이터가 풍부한 언어 [ex. German / French] 의 경우,
Wikipedia + Add Dataset로 pretrain을 수행
- 자연언어를 양방향으로 사전학습하는 모델

MODEL [SEARCH]

ABOUT KOREAN

“ 한국어 (KOREAN) ”

< 교착어 >

어근과 접사에 의해 단어의 기능이 결정되는 언어의 형태

> 형태소

English / French / German (굴절어) < **한국어 (교착어)**

> 특징

- 음절 기반 = 약 11,172개 character가 존재
- BERT에서는 이 중 오직 1,187개의 character만이 포함

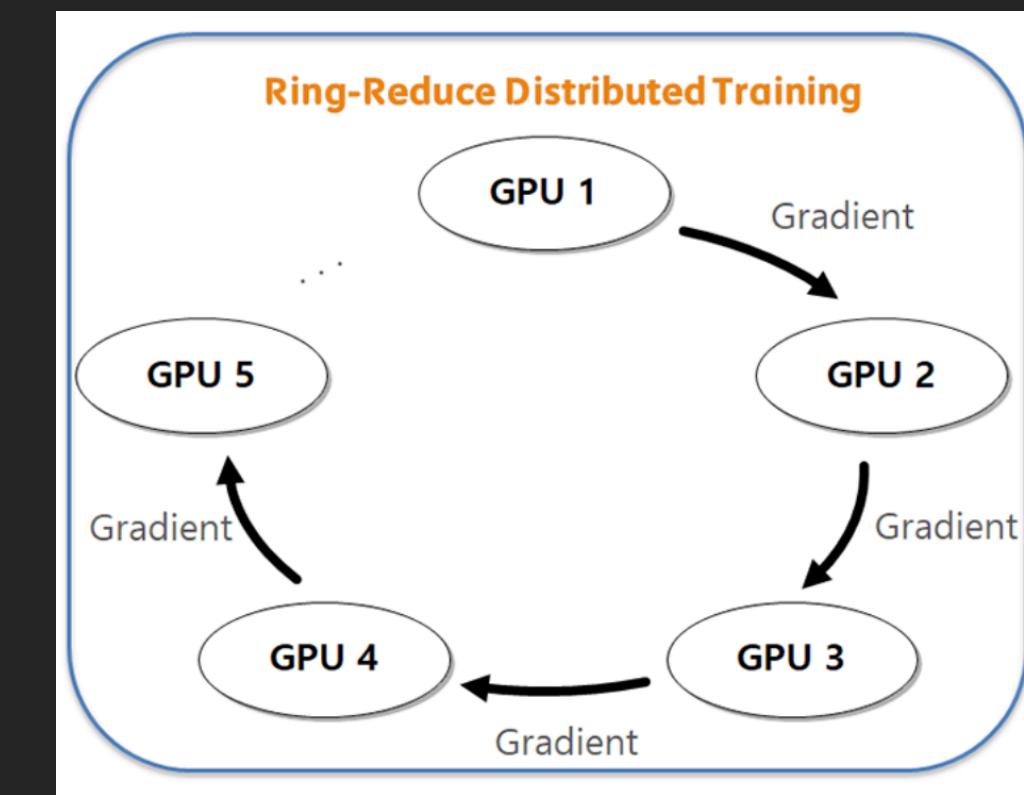
MODEL [CHOICE]

KoBERT : T - BRAIN (SKT) 개발

“ KOREAN + BERT ”

> 한국어의 불규칙한 언어 변화의 특성을 반영

- 데이터 기반 토큰화(Tokenization) 기법 적용
- Ring - Reduce 기반 분산 학습 기술 사용



> 특징

- T-Brain에서 개발
- BERT 의 한국어 성능 한계를 극복하기 위해 개발
- 수백만 개의 한국어 문장으로 이루어진 corpus 를 학습
- PyTorch, TensorFlow, ONNX, MXNet 등 다양한 딥러닝 API를 지원

DEVELOP MODEL

성능 테스트 후 보완

TEST 1 댓글 2000개 [10 epochs] : train acc (0.81) loss (0.73) val acc (0.45) - 과적합

★★★★★ 4

ryun***** · 22.06.22. | 신고
컬러: 연청 / 사이즈: L / 길이: 기본

신축성 좋고 얇아서 시원하네요 대신 컬러가 화면이랑 좀 다른 느낌이예요 연청이 아니라 중청같은

★★★★★ 3

ssin***** · 22.06.25. | 신고
컬러: 연청 / 사이즈: S / 길이: 기본

160인데 기본했어요 이런바진긴게이쁠거같아서요 ㅋ 운동화신어도 다행히 끌리진않네요

>> 리뷰 내용을 입력해주세요 : 신축성 좋고 얇아서 시원하네요 대신 컬러가 화면이랑 좀 다른 느낌이예요 연청이 아니라 중청같은 3점입니다.

TEST 2 댓글 50000개 [10 epochs] : train acc (0.95) loss (0.06) val acc (0.72) - 과적합 / 성능 개선

★★★★★ 4

ryun***** · 22.06.22. | 신고
컬러: 연청 / 사이즈: L / 길이: 기본

신축성 좋고 얇아서 시원하네요 대신 컬러가 화면이랑 좀 다른 느낌이예요 연청이 아니라 중청같은

★★★★★ 3

ssin***** · 22.06.25. | 신고
컬러: 연청 / 사이즈: S / 길이: 기본

160인데 기본했어요 이런바진긴게이쁠거같아서요 ㅋ 운동화신어도 다행히 끌리진않네요

>> 리뷰 내용을 입력해주세요 : 신축성 좋고 얇아서 시원하네요 대신 컬러가 화면이랑 좀 다른 느낌이예요 연청이 아니라 중청같은 4점입니다.

>> 리뷰 내용을 입력해주세요 : 160인데 기본했어요 이런바진긴게이쁠거같아서요 ㅋ 운동화신어도 다행히 끌리진않네요 4점입니다.

RESULT

성능 테스트 후 보완

Result 땃글 20만개 [10 epochs] : train acc (0.96) loss (0.1) val acc (0.81)

>> 리뷰 내용을 입력해주세요 : 다음에도 주문할게요
3점 입니다.

>> 리뷰 내용을 입력해주세요 : 이 옷은 사랑입니다
3점 입니다.

>> 리뷰 내용을 입력해주세요 : 너무너무 예뻐서 다음에도 또 주문할 계획이에요
5점 입니다.

>> 리뷰 내용을 입력해주세요 : 옷은 좋은데 배송이 느려요
1점 입니다.

>> 리뷰 내용을 입력해주세요 : 판매자가 너무 불친절합니다
1점 입니다.

>> 리뷰 내용을 입력해주세요 : 배송은 좋은데 옷이 별로예요
1점 입니다.

>> 리뷰 내용을 입력해주세요 : 이상하다
1점 입니다.

>> 리뷰 내용을 입력해주세요 : 뭐가 좋은가요?
3점 입니다.

FIN.

CODEnter

장주찬 | 한정현 | 허권 | 윤소미 | 전규원

APPENDIX

KoBERT

한국어 언어 모델 : Korean Pre-trained Language Models

Model	Accuracy
BERT base multilingual cased	0.875
KoBERT	0.901
KoGPT2	0.899

< Naver Sentiment Analysis >

APPENDIX

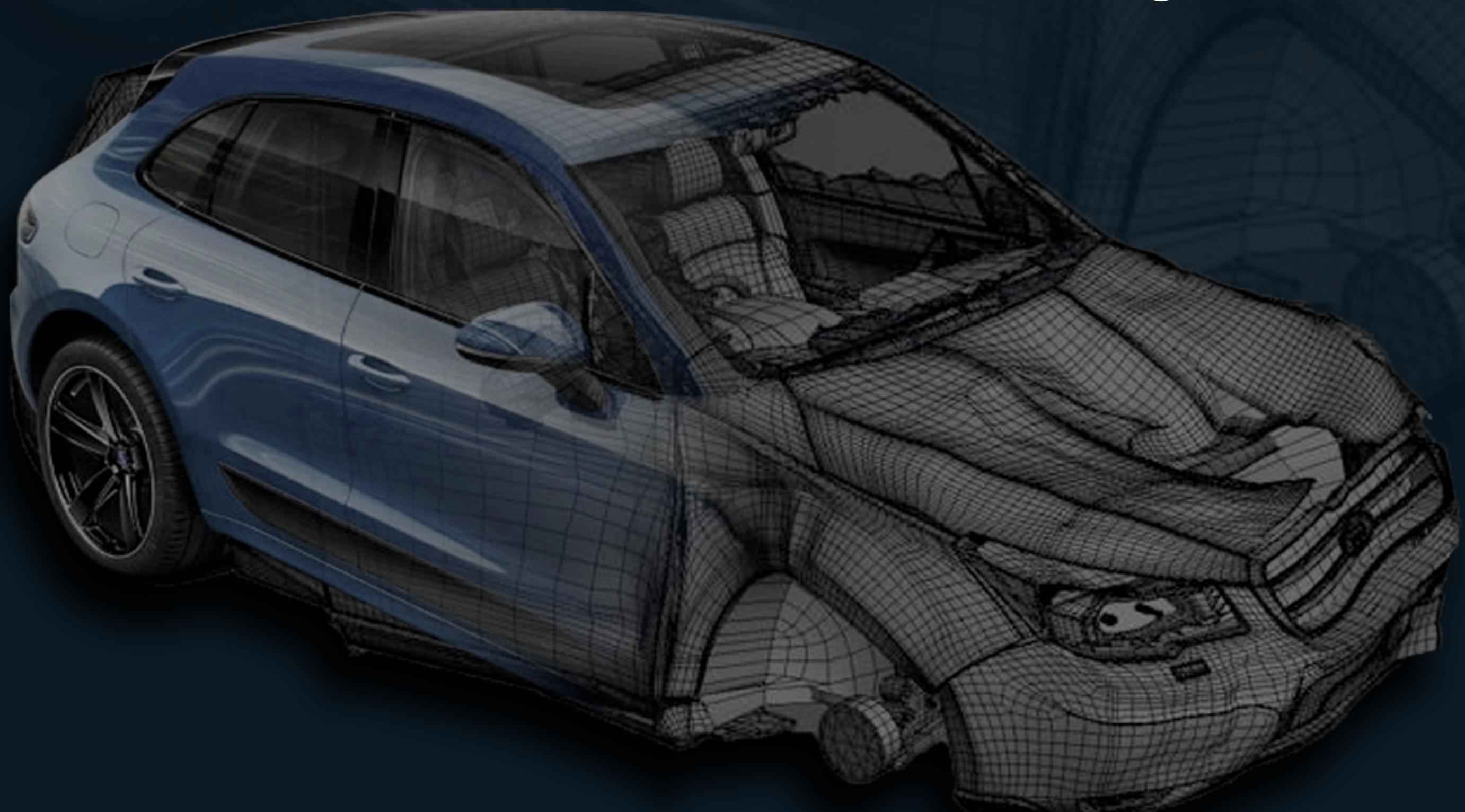
KoBERT — 모델 사이즈 대비 성능이 높다.

< Encoder Only Model (BERT LINE) >

Model	Model Size (vocab)	Training Corpus	Detail About Model	
✓ KoBERT [SKT]	8,002	Wikipedia 5M Sents 54M Words	[텍스트 분류] NSMC Acc 89.63	[개체명 인식] Naver-NER F1 86.11
KR-BERT - Character - sub-character	[Character] [sub-characte] 16,424 12,367	2.47GB 50M Sents 233M Words	-	
KorBERT - Morphology - WordPiece	[Morphology] [WordPiece] 30,349 30,797	기사, 백과사전 23GB 4.7B Morphs	- ETPI 형태소 분석 API 사용 [Morphology] [기계독해] - KorQuAD : 1.0 - EM : 86.40% - F1 : 94.18%	[WordPiece] [의미역 결정] Korean Propbank F1 85.77% 85.10% - KorQuAD : 1.0 - EM : 80.70% - F1 : 91.94%

CAR DAMAGE DETECTION

Segmentation



ROLE

윤소미

자료수집

논문 분석

데이터 전처리

모델 구현

장주찬

자료수집

논문 분석

데이터 전처리

시각화

전규원

자료수집

논문 분석

MULTI 데이터셋 생성

PPT

한정현

자료수집

논문 분석

IMG Augmentation

모델 구현

허 권

자료수집

논문 분석

데이터 전처리

MULTI 데이터셋 생성

INDEX

TIMELINE

CAR DAMAGE DETECTION _ SEGMENTATION

WHY SEGMENTATION?

WORKFLOW

AFTER PLAN

TIMELINE

WEEK 3

Reference Study

Deeplab Dissertation Search / Study

CAR DAMAGE DETECTION _ SEGMENTATION

WEEK 4

[BINARY]

Performance improvement of Reference
Dataset

- Dataset Search [Github & Kaggle]
- Augmentation

06

07

WEEK 2

[MULTI]

Error Point
Challenge Way about Error

WEEK 5

Model Search & Review [Dissertation Search]
Multi Labeling Dataset [Drawing VIA TOOL]



WHY SEGMENTATION?

WHY SEGMENTATION?

VIDEO : <https://player.vimeo.com/video/433749562?h=c759c8b246>

AI TECHNIQUE
WITH
CAR DAMAGE

美 보험사 솔레라, '사고차량 수리 견적은 AI로'

<http://www.aetimes.com/news/articleView.html?idxno=133261>

사고차량파손촬영 시수리비 A자동계산..."보상업무 획기적변화"

<http://www.seouln.com/news/articleView.html?idxno=388601>

'AI가 자동차 사고 수리비 분석'…금융위, 보험산업 '언택트' 활성화

http://news.tvchosun.com/site/data/html_dir/2020/07/09/2020070990082.html

[카&테크]자동차 파손·결함 잡아내는 비전 AI 기술

<https://auto.v.daum.net/v/20211014150136811>

WHY SEGMENTATION?

SOCAR ‘ACCIDA’

엑시다는 고객이 입력한 이미지가 차량의 어떤 부위를 촬영한 것인지 인지하고, 이미지 내 **픽셀 단위로 분석**해 파손 여부를 판단한다.

자동차 제조뿐 아니라 차량공유(카셰어링) 분야에서도 비전 AI를 활용한다.

국내 1위 카셰어링 서비스 쏘카는 AI 머신러닝을 기반으로 차량의 파손 여부를 감지한다. 고객이 차량 대여 전 앱을 통해 전송한 외관 사진을 차량 이미지 파손여부 자동 탐지 모델 '엑시다'로 분석한다.

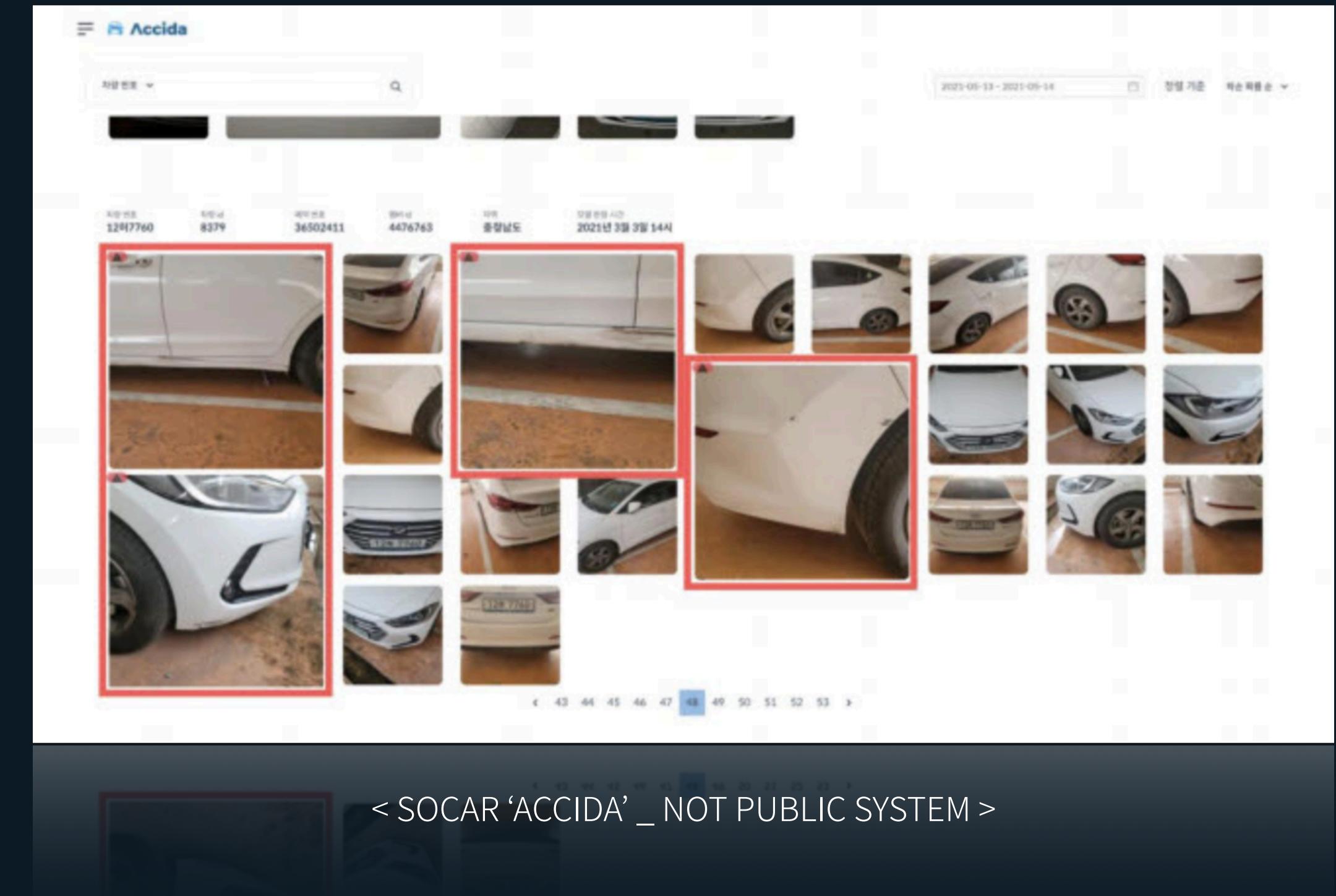
엑시다는 고객이 입력한 이미지가 차량의 어떤 부위를 촬영한 것인지 인지하고, 이미지 내 픽셀 단위로 분석해 파손 여부를 판단한다.

AI에 모든 결정을 맡기진 않는다. 엑시다가 사고 발생 가능성이 높은 이미지를 선별하면, 쏘카 운영본부 직원들이 추가 검수하는 방식이다. 직원들은 기존 수만장의 사진을 검수해야 했지만 엑시다 도입 이후 하루 300건가량만 확인하면 된다.

쏘카는 엑시다를 통해 사고 발생 시점을 명확히 파악해 책임소지를 명확히 하고, 고객 안전에 위해가 될 수 있는 요소들도 검출해 사고를 예방할 수 있다고 설명했다.

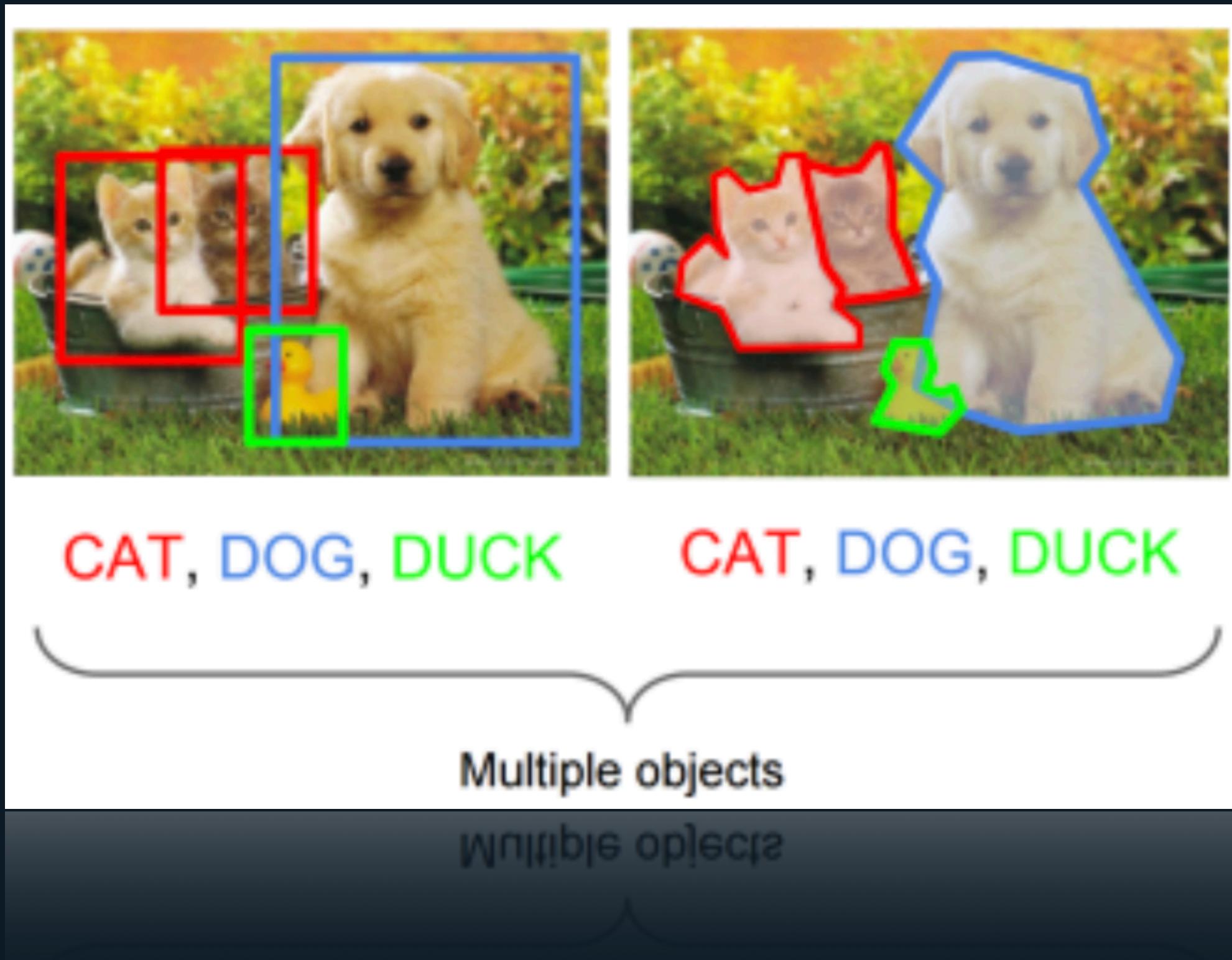
위현종 쏘카 최고전략책임자(CSO)는 “엑시다는 차량 파손 시점을 정확히 파악하고 수리 필요 여부를 판단하는 데 큰 도움을 준다”며 “향후 수만대의 자율주행 로보택시를 관리하는 데도 유용하게 사용할 수 있을 것”이라고 말했다.

특히 차량의 손상 여부를 정확히 파악하는 것은 차량 공유 서비스에서 매우 중요한 역할을 한다. 차량 손상 여부를 정확히 파악하는 것은 차량 가치를 보호하는 데 있어 필수적인 요소다.



WHY SEGMENTATION?

◆ Detection | Segmentation



Detection

사진 속 여러 객체를 각 구별하여 Detection

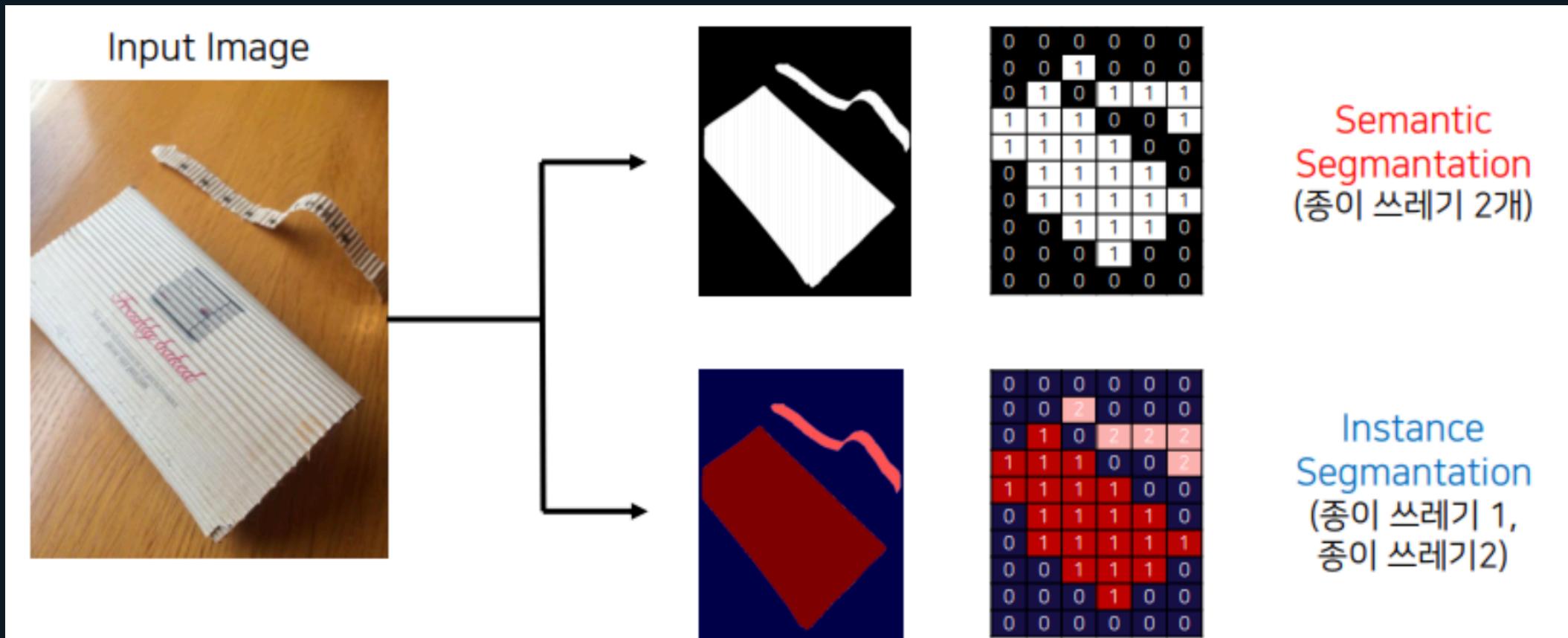
Segmentation

사진 속 객체를 box가 아닌 정확한 영역으로 표시
(Detection 보다 세부적)

WHY SEGMENTATION?

◆ Segmentation

객체탐지 [자율주행 / 의료분야]에서 주로 사용



Instance Segmentation

같은 종류라도 다른 객체이면 다른 클래스로 취급

Semantic Segmentation

같은 종류의 객체는 하나로 취급

- FCN
- U-Net
- DeepLab

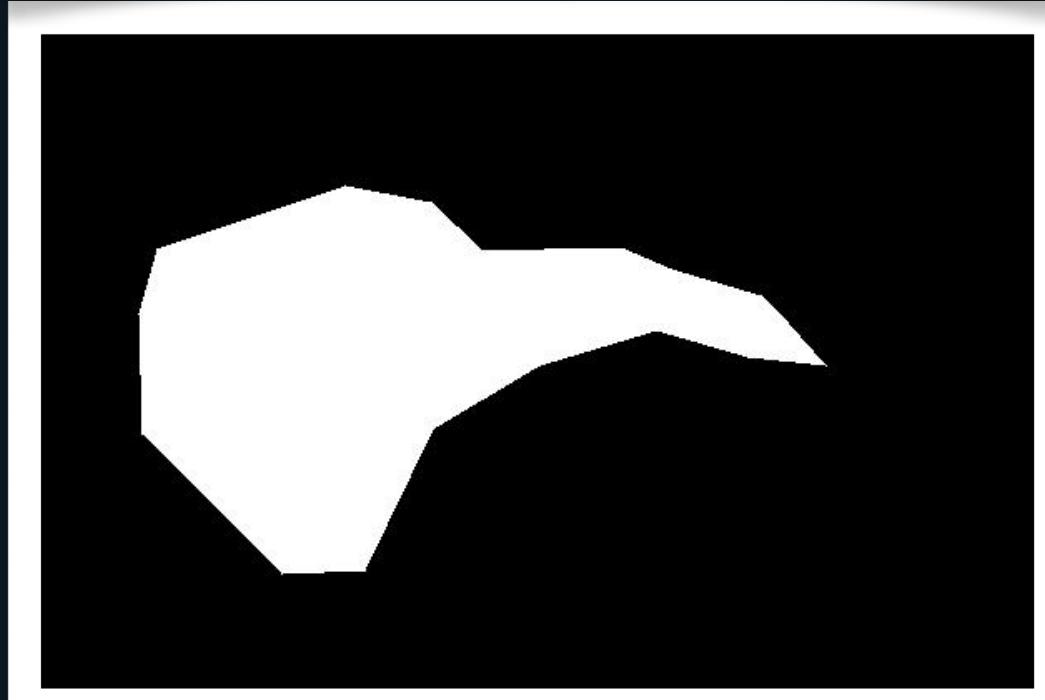
REFERENCE: Semantic Segmentation 사용 [scratch 유 / 무에 대한 데이터만 존재했기 때문이라고 판단]

WORK FLOW



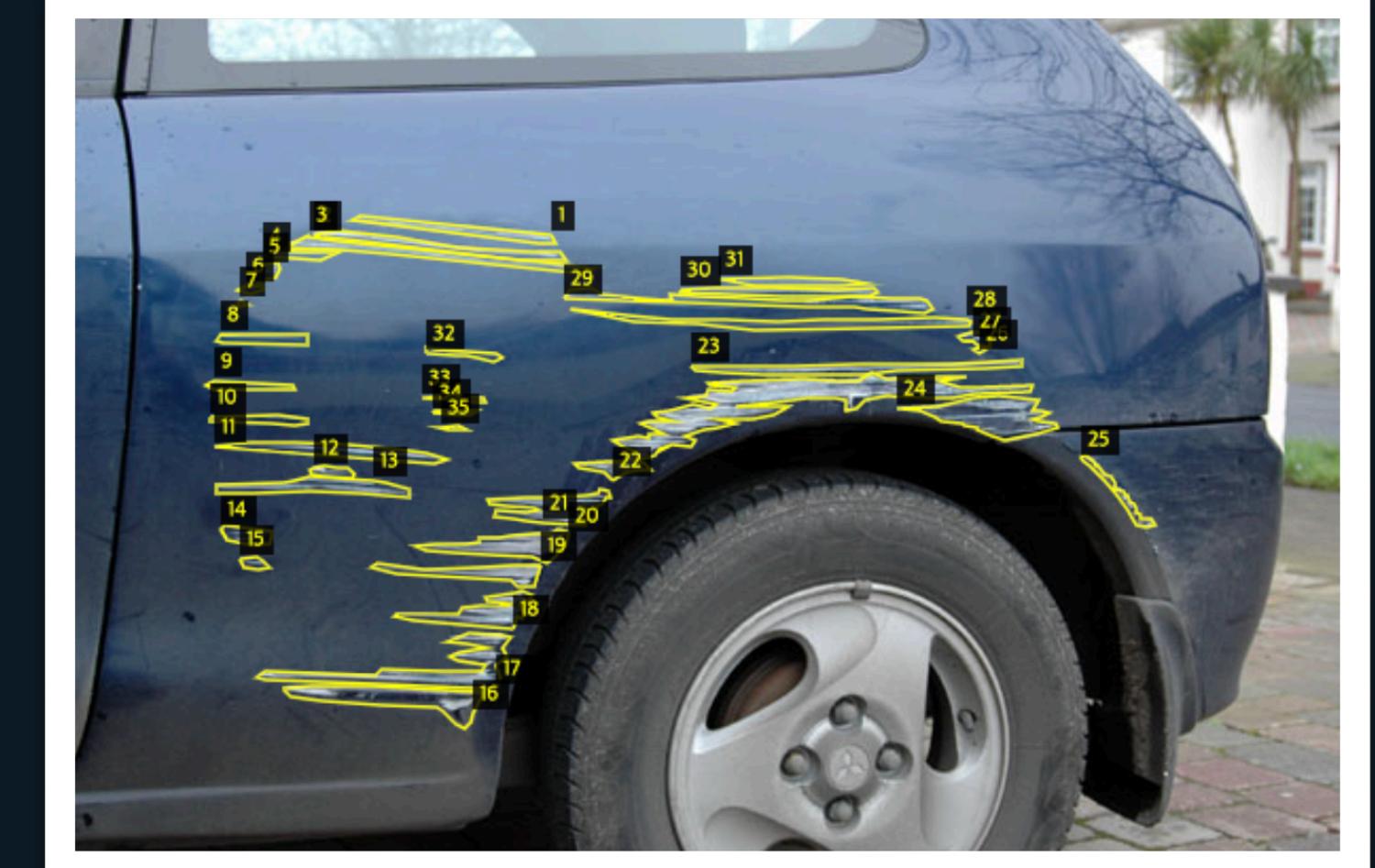


DATASET



Why Making Dataset?

- 작업 시간 : 1일 / 총 400장 작업
- 기존 데이터 셋에서 스크래치와 같은 예시를 보았을 때,
손상이없는 부위까지 영역이 잡힌 것을 알 수 있었다.
- 좀 더 나은 성능을 기대하며 직접 수작업을 통하여 세밀한
영역 선정을 하여 데이터 셋을 구축하고자 하였다.



◆ MAIN DATASET [VIA TOOL]

DATASET

Multi Label Class Setting

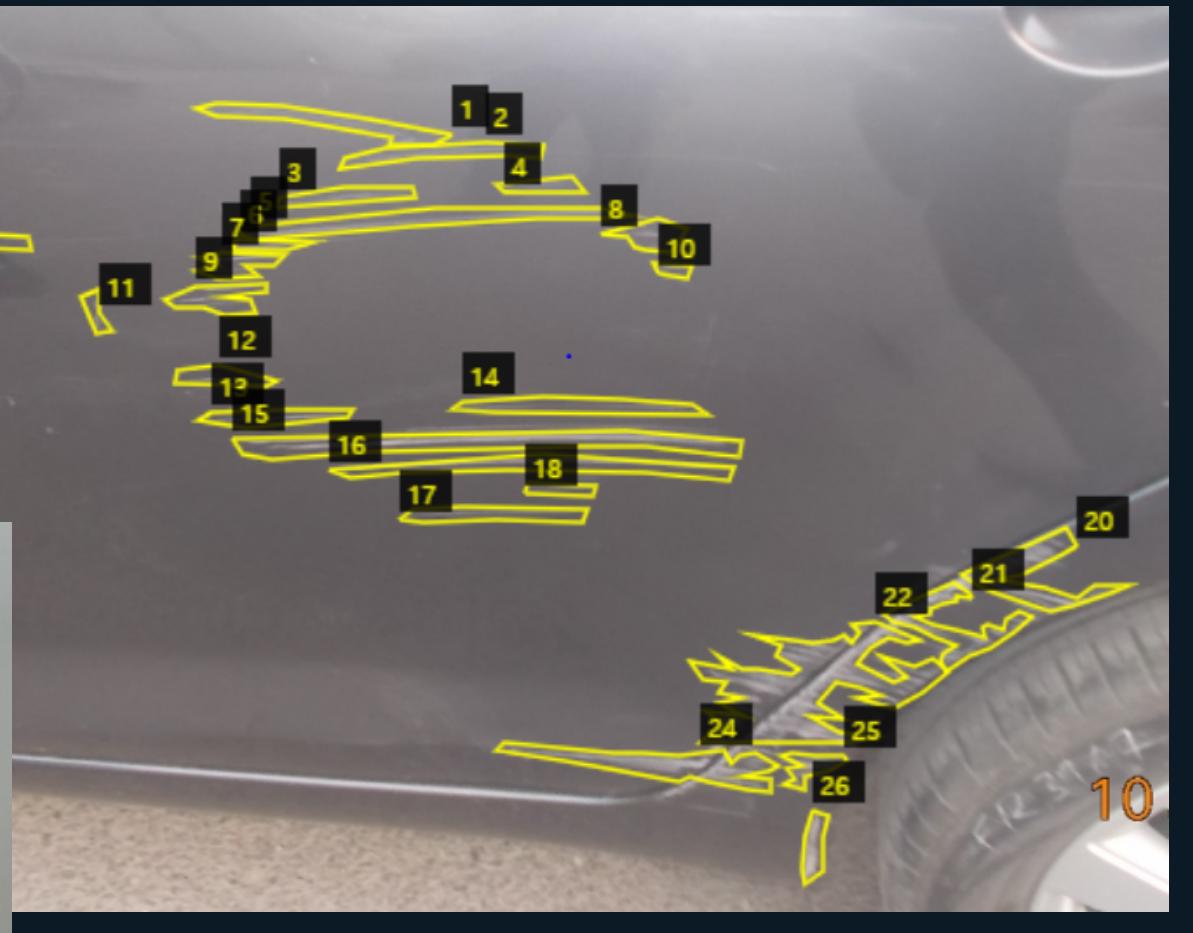
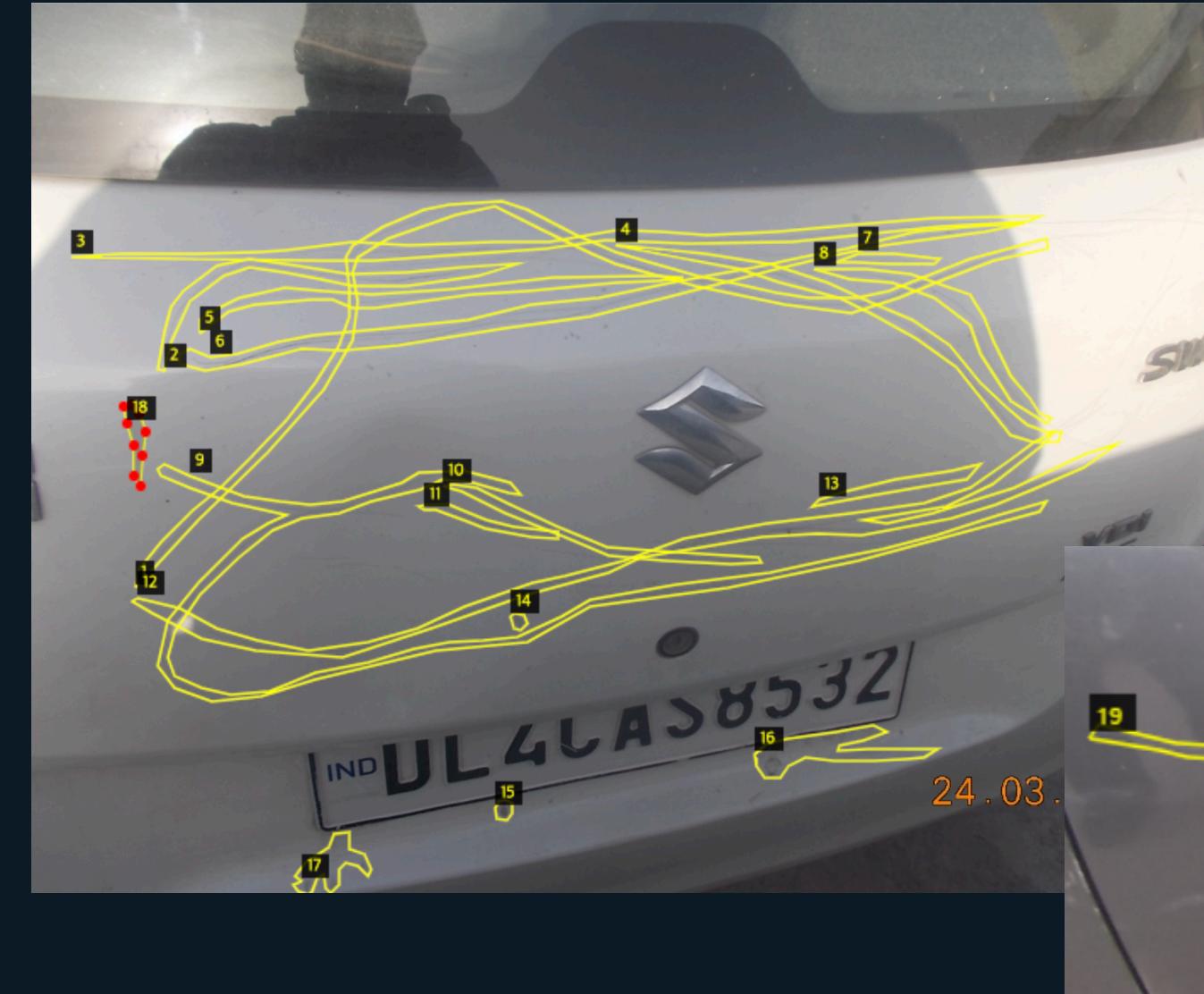
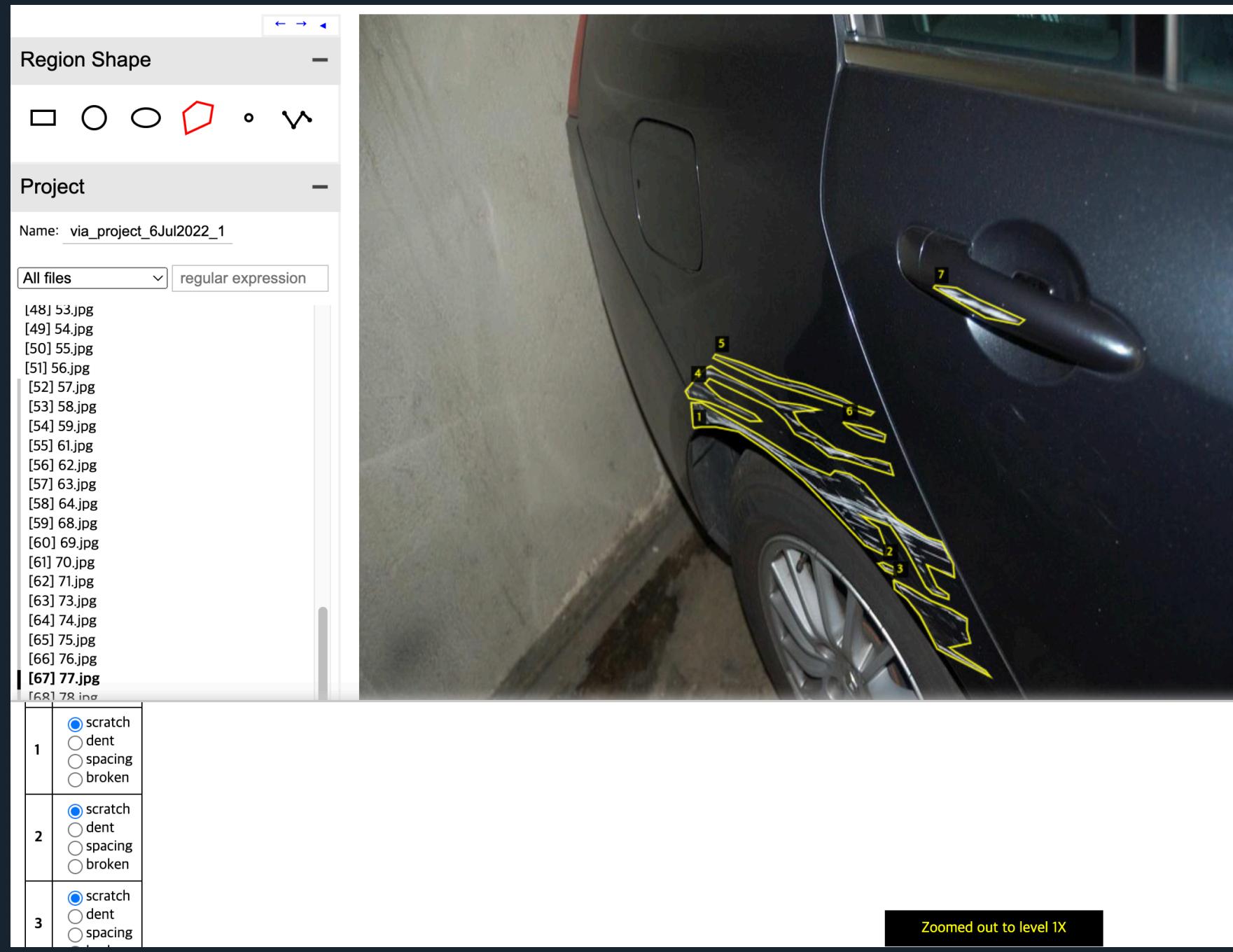
CLASS ID | MAKIMG DATASET

Scratch

Dent

Spacing

Broken





PRE-PROCESSING

PRE-PROCESING

LACK OF DATASET

AUGMENTATION

MAKING DATASET
ABOUT MULTI LABEL

CLASS ID (json to image)

PRE-PROCESING

◆ ALBUMENTATION

HorizontalFlip

VerticalFlip

Grayscale

Blur

OpticalDistortion

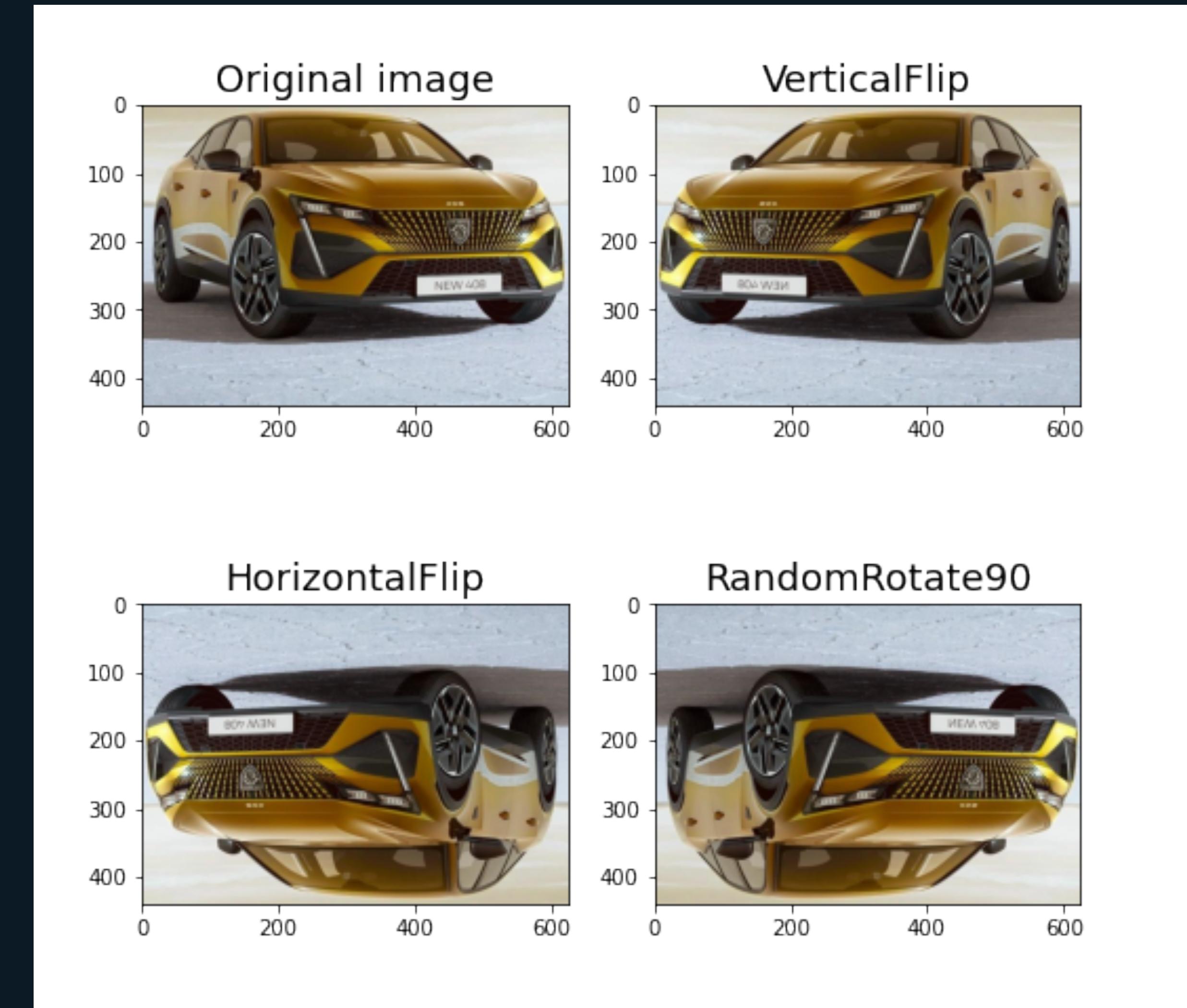
Resize

RandomRotate90

Transpose

COMPOSE

AUGMENTATION | Albumentation



◆ JSON TO IMAGE

PRE-PROCESING

```
"image67.jpg47277": {
    "fileref":"",
    "size":47277,
    "filename":"image67.jpg",
    "base64_img_data":"",
    "file_attributes":{},
    },
    "regions":{},
    "0": {
        "shape_attributes": {
            "name": "polygon",
            "all_points_x": [
                298,
                327,
                346,
                369,
                522,
                512,
                488,
                393,
                307,
                288,
                298
            ],
            "all_points_y": [
                199,
                203,
                199,
                203,
                199,
                203,
                199,
                203,
                199,
                203,
                199
            ]
        }
    }
}
```

```
"0002.JPG7164": {
    "filename": "0002.JPG",
    "size": 7164,
    "regions": [
        {
            "shape_attributes": {
                "name": "polygon",
                "all_points_x": [
                    216,
                    188,
                    155,
                    53,
                    15,
                    20,
                    72,
                    159,
                    188,
                    215,
                    220
                ],
                "all_points_y": [
                    24,
                    51,
                    51,
                    64,
                    67
                ]
            }
        }
    ]
}
```

TYPE_1 [DICT]

TYPE_2 [LIST]

CLASS ID | JSON TO IMAGE

TYPE_1

Regions 의 형식이 DICT 형식

TYPE_2

Regions 의 형식이 LIST 형식

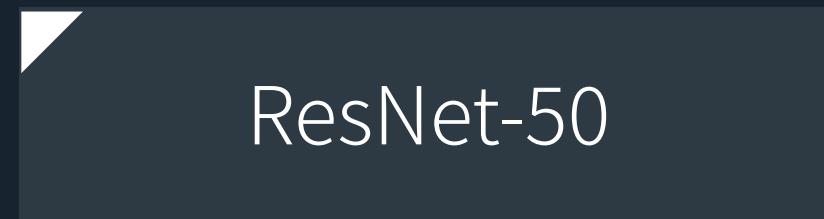


MODELING

◆ Deeplab_V3 ResNet

SOCAR REFERENCE

BACKBORN



PRE-TRAINING MODEL

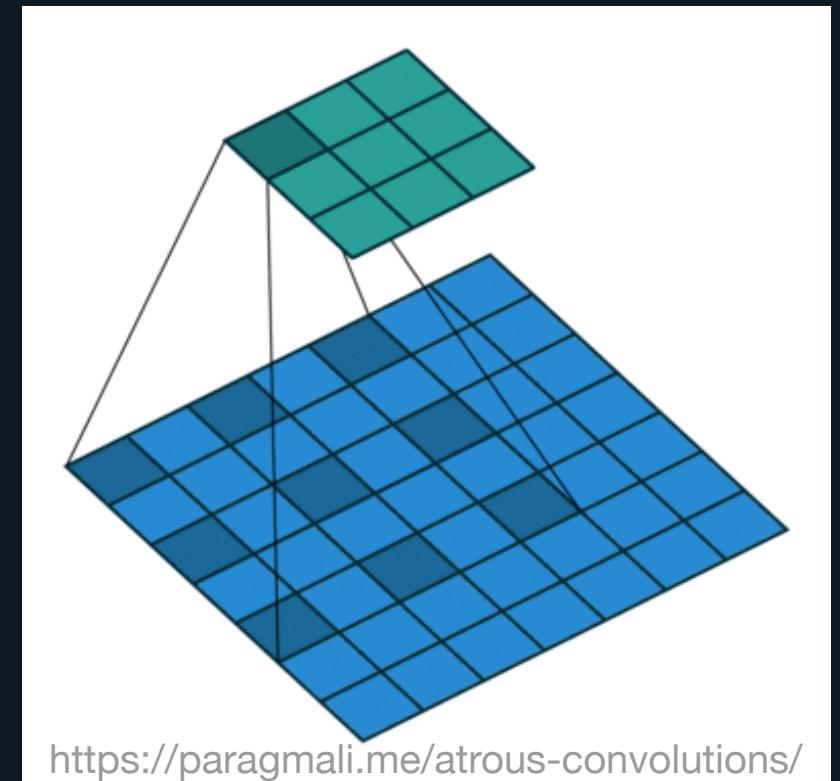
- Pascal VOC DATASET [20 Category]
- COCO train2017의 일부분 데이터 셋에 대해 훈련

ASPP

다른 dilation rate를 가진 Atrous Convolution layer를
중첩하여 multi scale에 더 잘 반응할 수 있도록
피라미드 형식으로 쌓은 방식

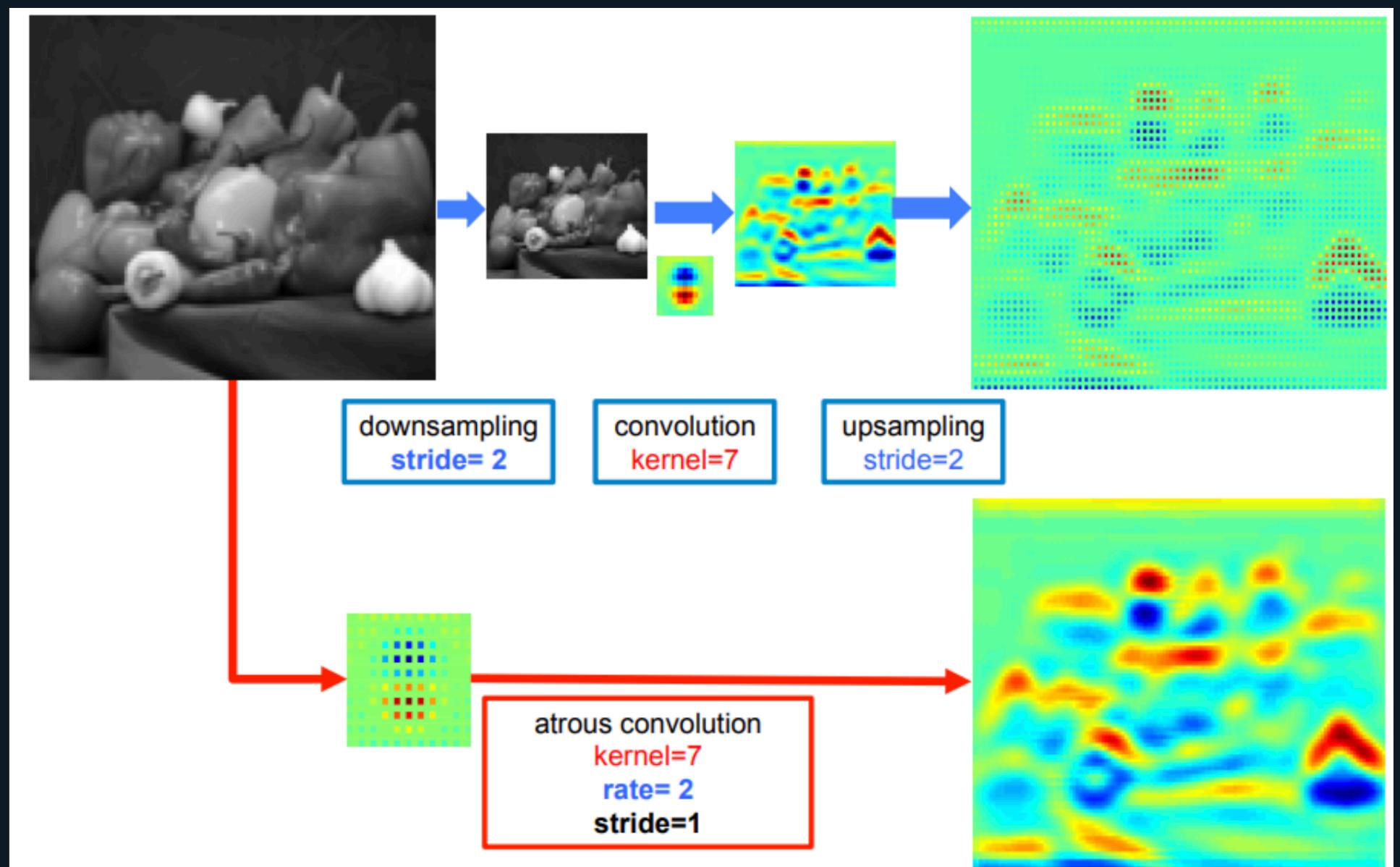
REFERENCE MODEL | DEEPLAB_V3 [ASPP]

Atrous Convolution Layer



<https://paragmali.me/atrous-convolutions/>

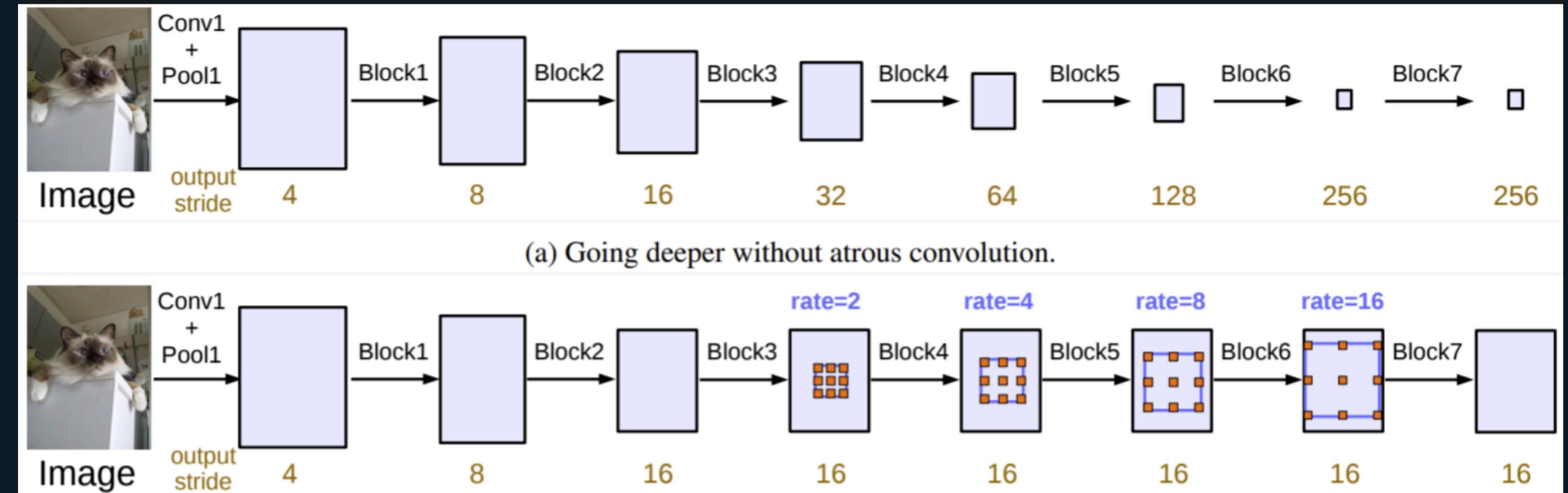
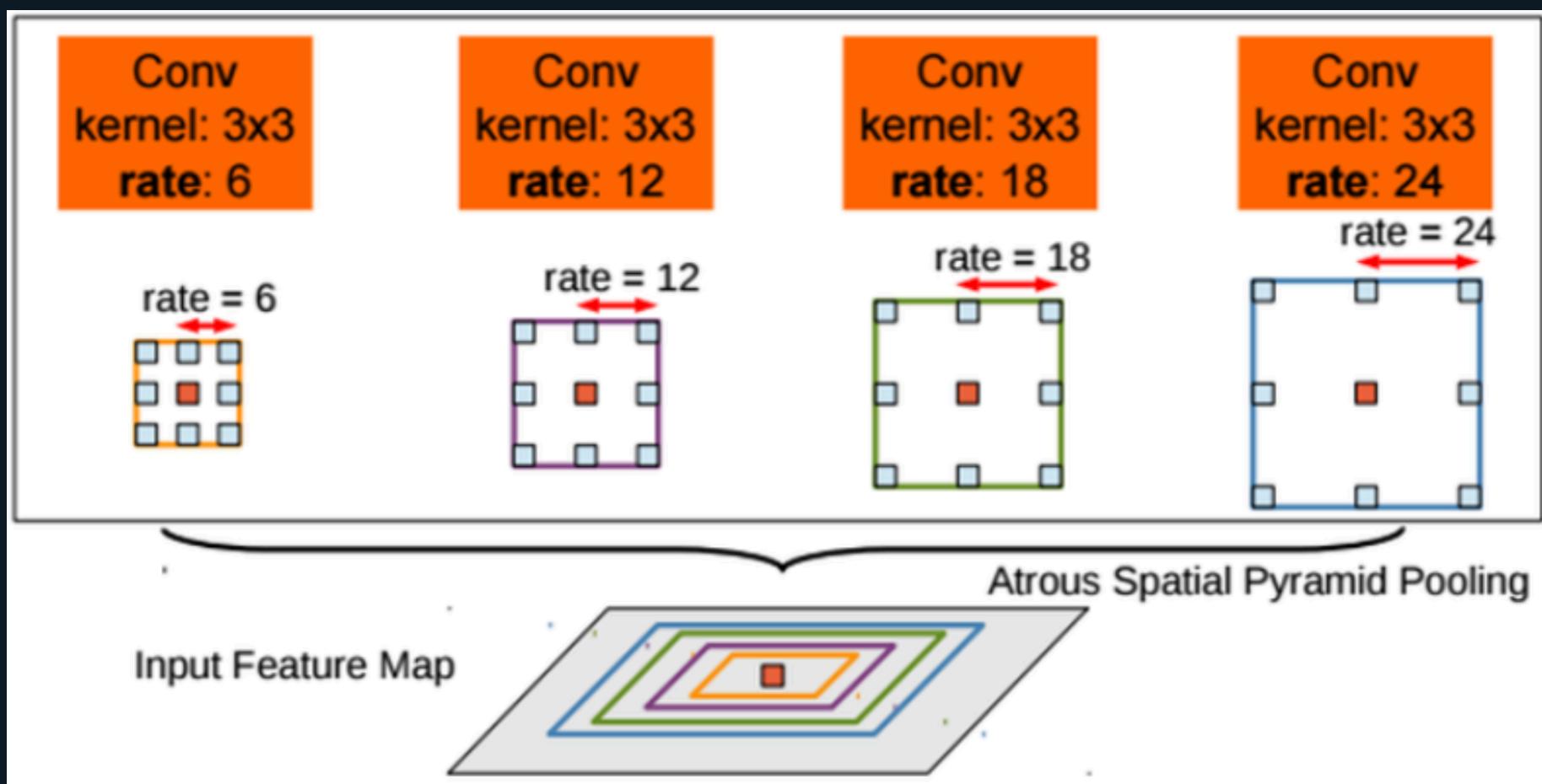
ex . Atrous Convolution Layer



SOCAR REFERENCE

REFERENCE MODEL | DEEPLAB_V3 [ASPP]

◆ ASPP (Atrous Spatial Pyramid Pooling)



ASPP 의 구조

ASPP 비교 [General CONV. Layer | Atrous CONV. Layer]

◆ PROCESS

- DeeplabV3 모델들을 이용하여 성능개선을 시도
[Reference DataSet 만 사용]

USED IN REFERENCE : ResNet - 50
TRY MODEL : ResNet - 101

REFERENCE DATA ONLY [USING ResNet-50]	
Model structure	Mean IOU
deeplabv3_resnet50	66.4
deeplabv3_resnet101	67.4

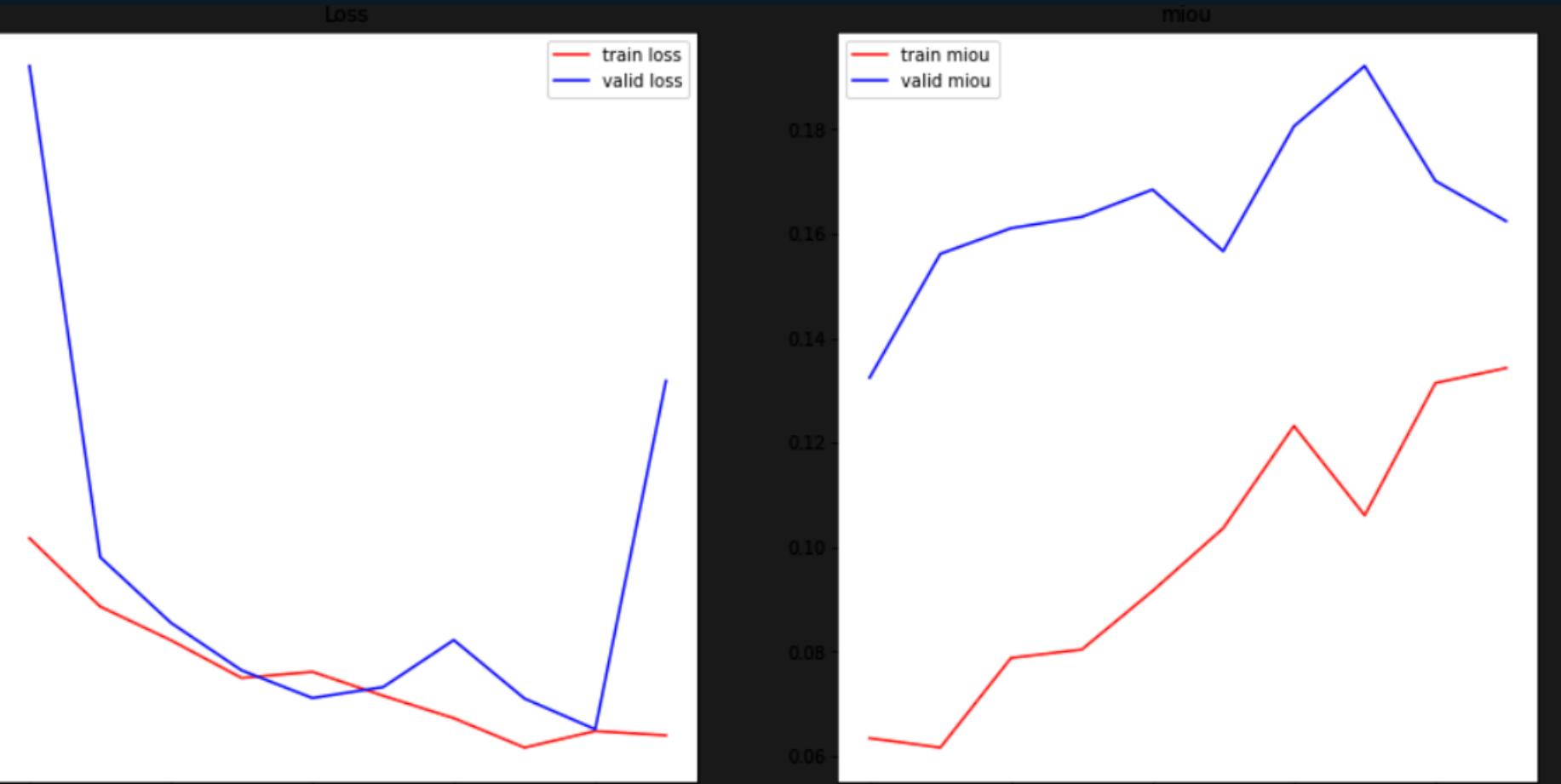
성능 개선 시도

- Augmentation
- Hyper parameter 변경

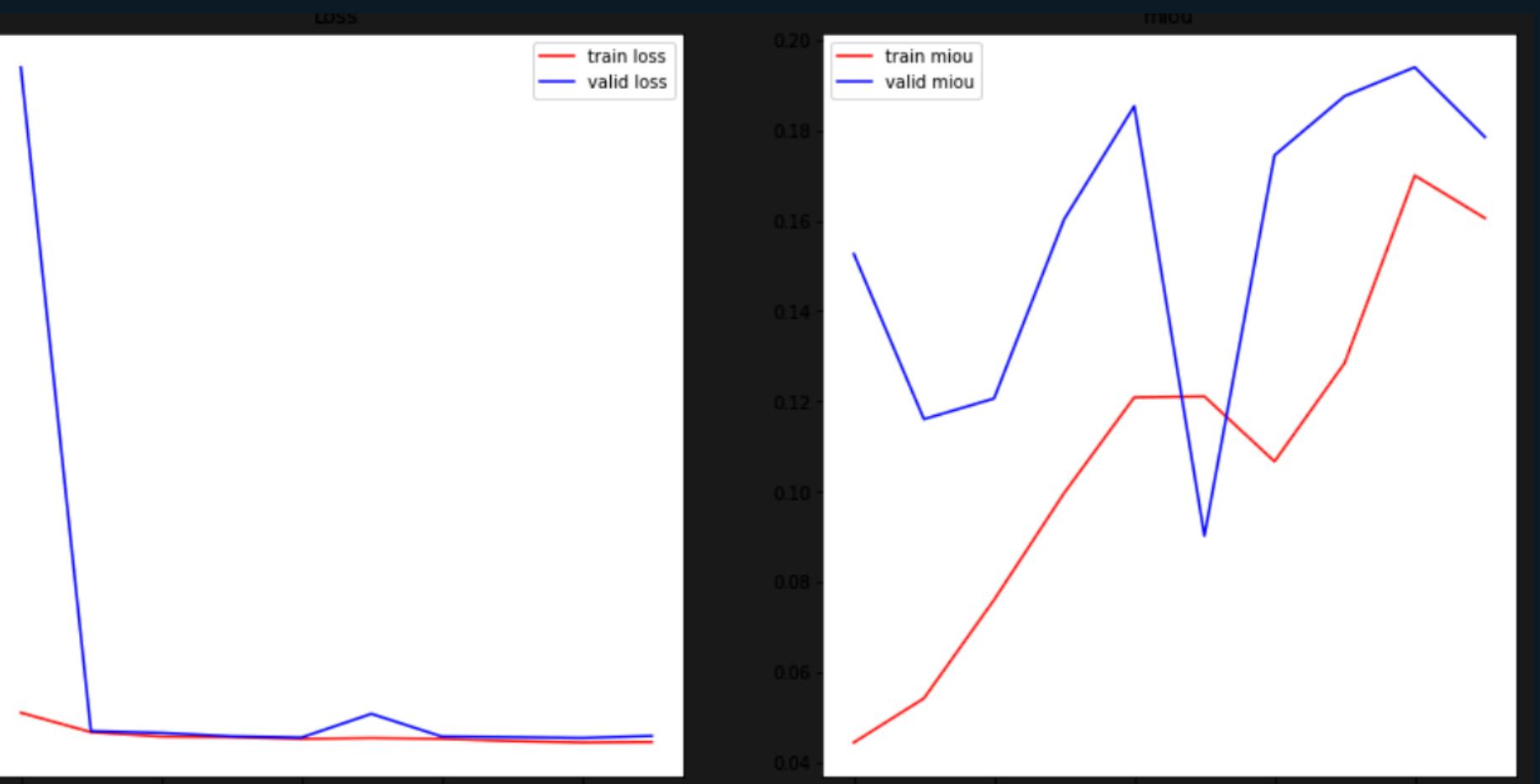
SOCAR REFERENCE

CHALLENGE POINT | 래퍼런스 성능 향상 시도

DeeplabV3_ResNet-50



DeeplabV3_ResNet-101





RESULT

BINARY TO MULTI

MIoU SCORE를 어떻게 해야 높일 수 있을까?

IDEA

ADDING
ORIGINAL DATASET

TEST _ 1

ADDING
NON DAMAGE DATASET

TEST _ 2

TRINING
SCRATCH IMAGES ONLY

◆ TRY TRAINING

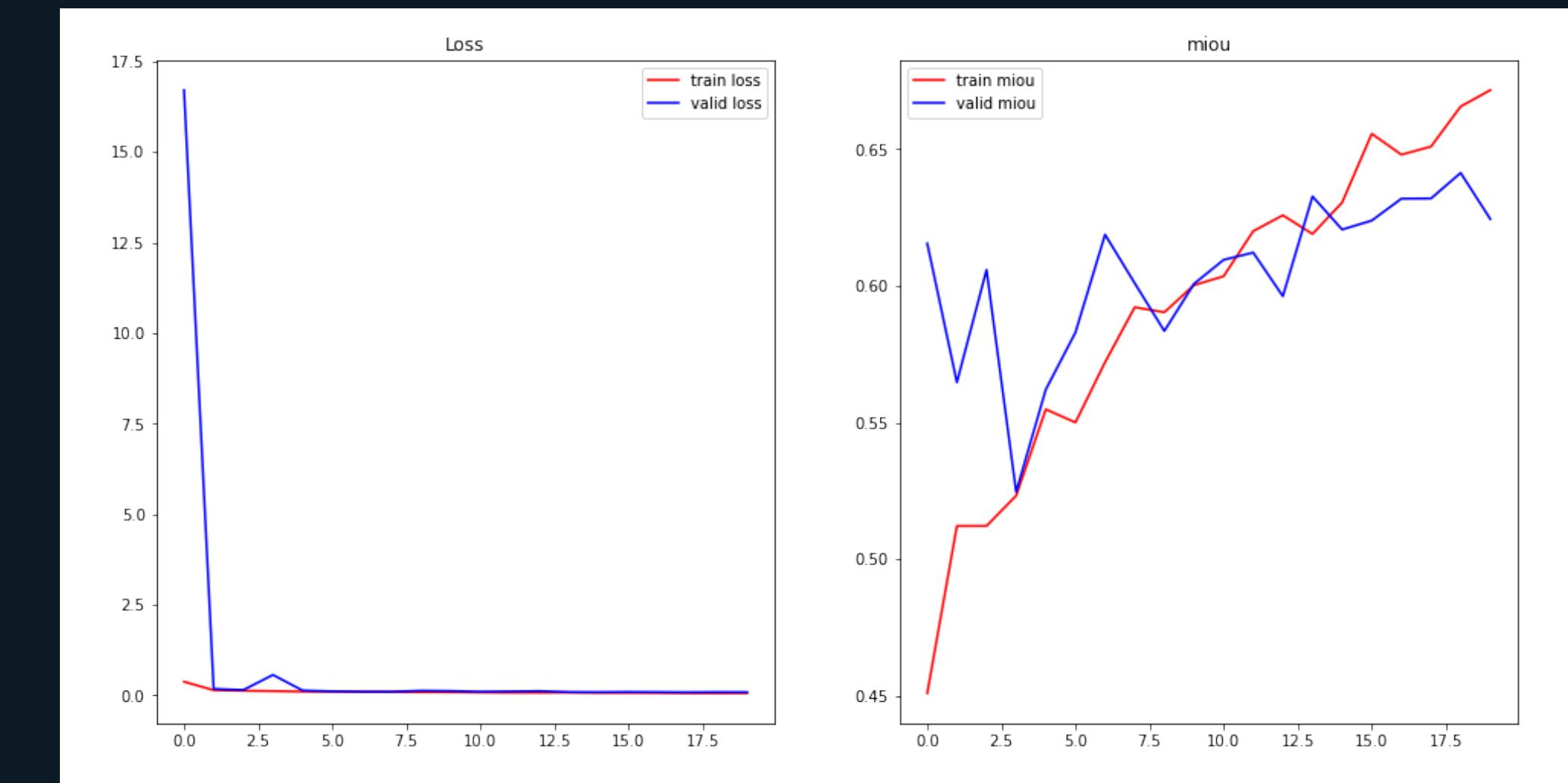
IDEA

GRAPH 1 (LEFT)

Using only reference + Modify hyper-parameter

Epoch : 20

iou_back	0.970279
iou_scratch	0.278590
train loss	0.059257
valid loss	0.086989
train miou	0.671645
valid miou	0.624434

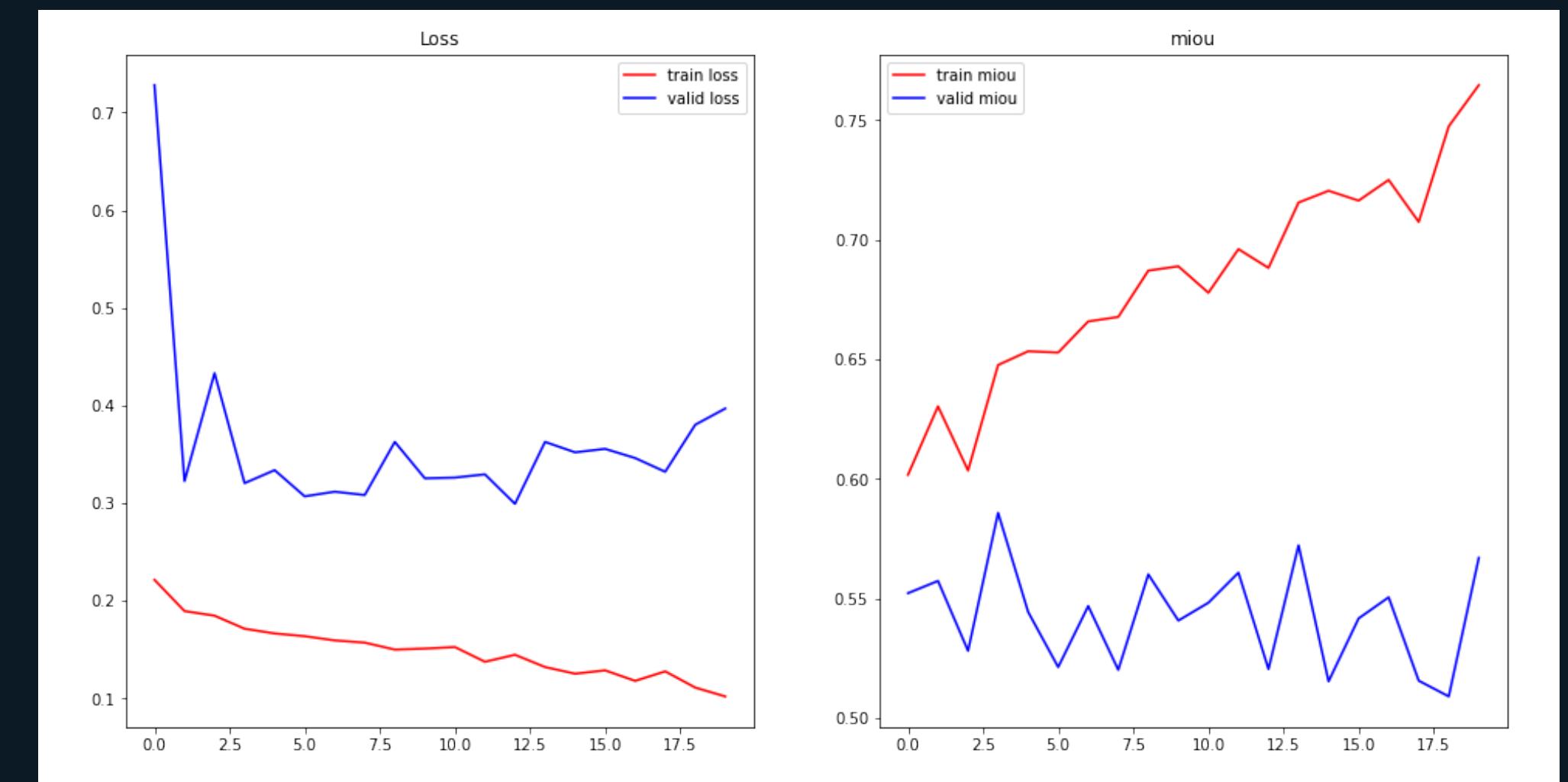


GRAPH 2 (RIGHT)

Adding Damage Data + Augmentation

Epoch : 20

iou_back	0.890323
iou_scratch	0.243610
train loss	0.101921
valid loss	0.396822
train miou	0.764633
valid miou	0.566967



ADDING ORIGINAL DATASET

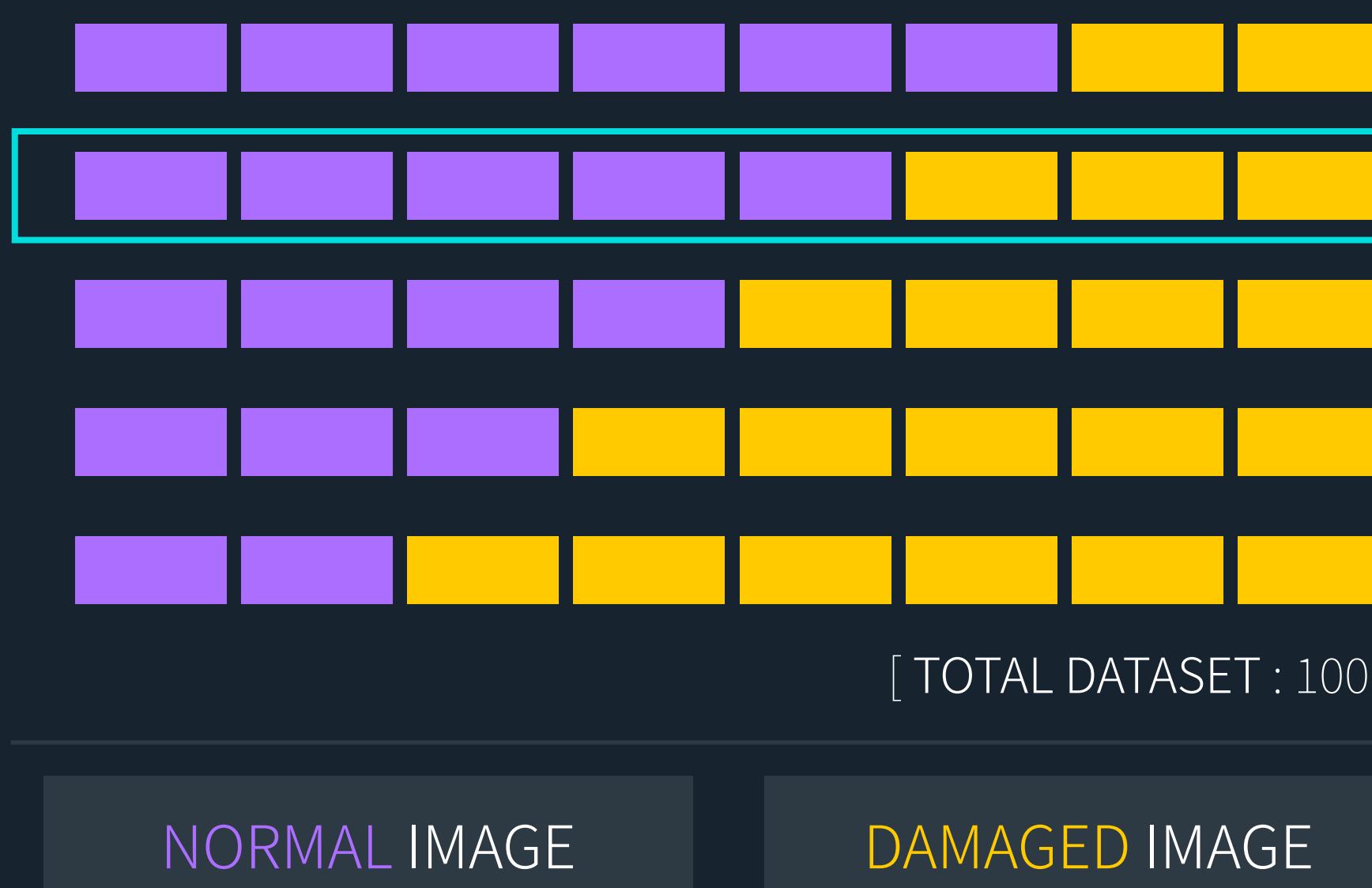
“파손 데이터와 정상 데이터의 비율이
MIoU 점수 하향에 영향을 미치는가?”

데이터의 비율을 조정 해보자

TEST_1 >>

◆ DATASET RATE SETTING

TEST _ 1

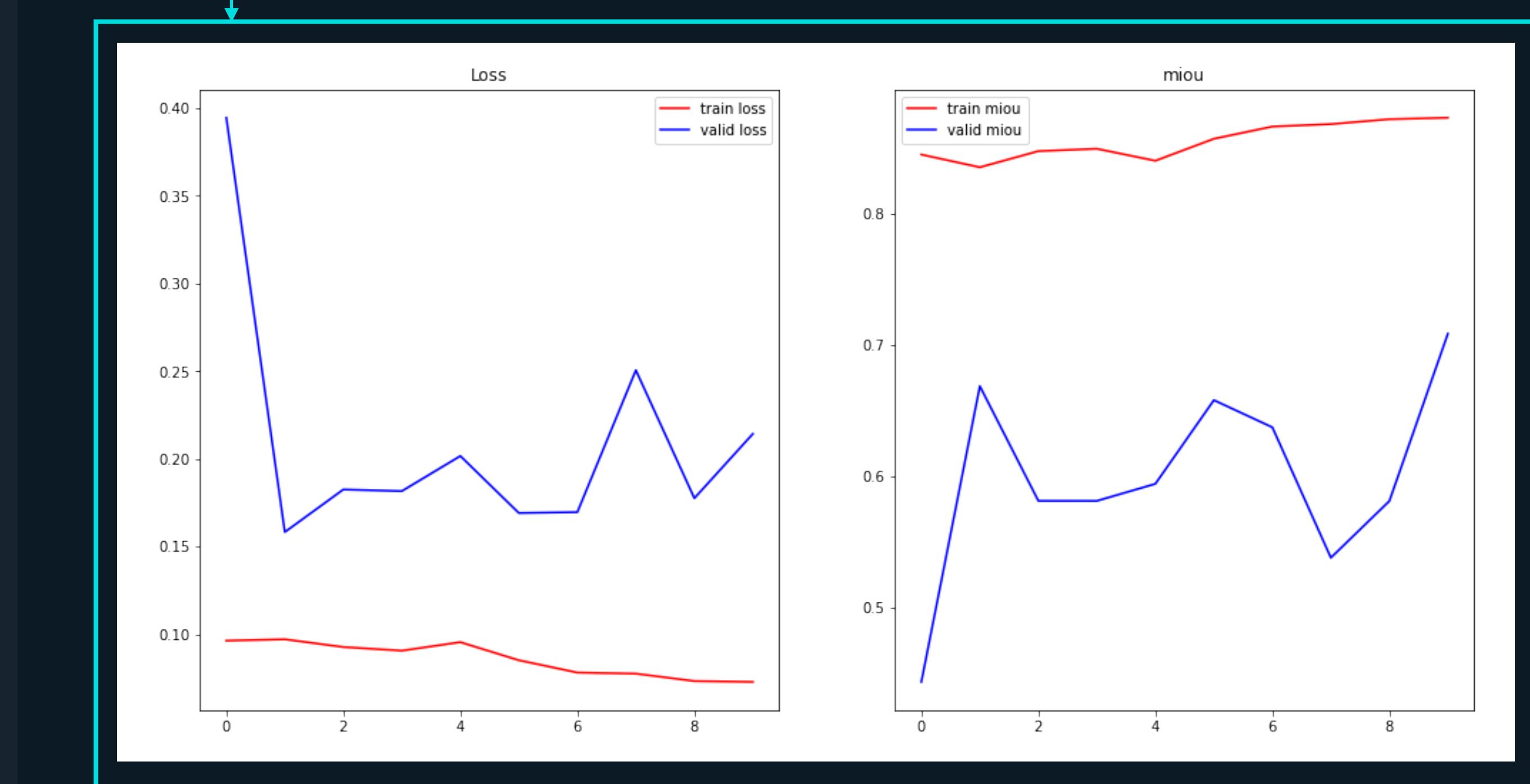


GRAPH 1 (LEFT)

Increasing Normal Data Rate

Epoch : 10

iou_back	0.968292
iou_scratch	0.448358
train loss	0.072800
valid loss	0.214234
train miou	0.872723
valid miou	0.708325



정상 데이터 : 파손 데이터 비율이 5 : 3 이었을 때,
좋은 성능을 확인할 수 있었다.

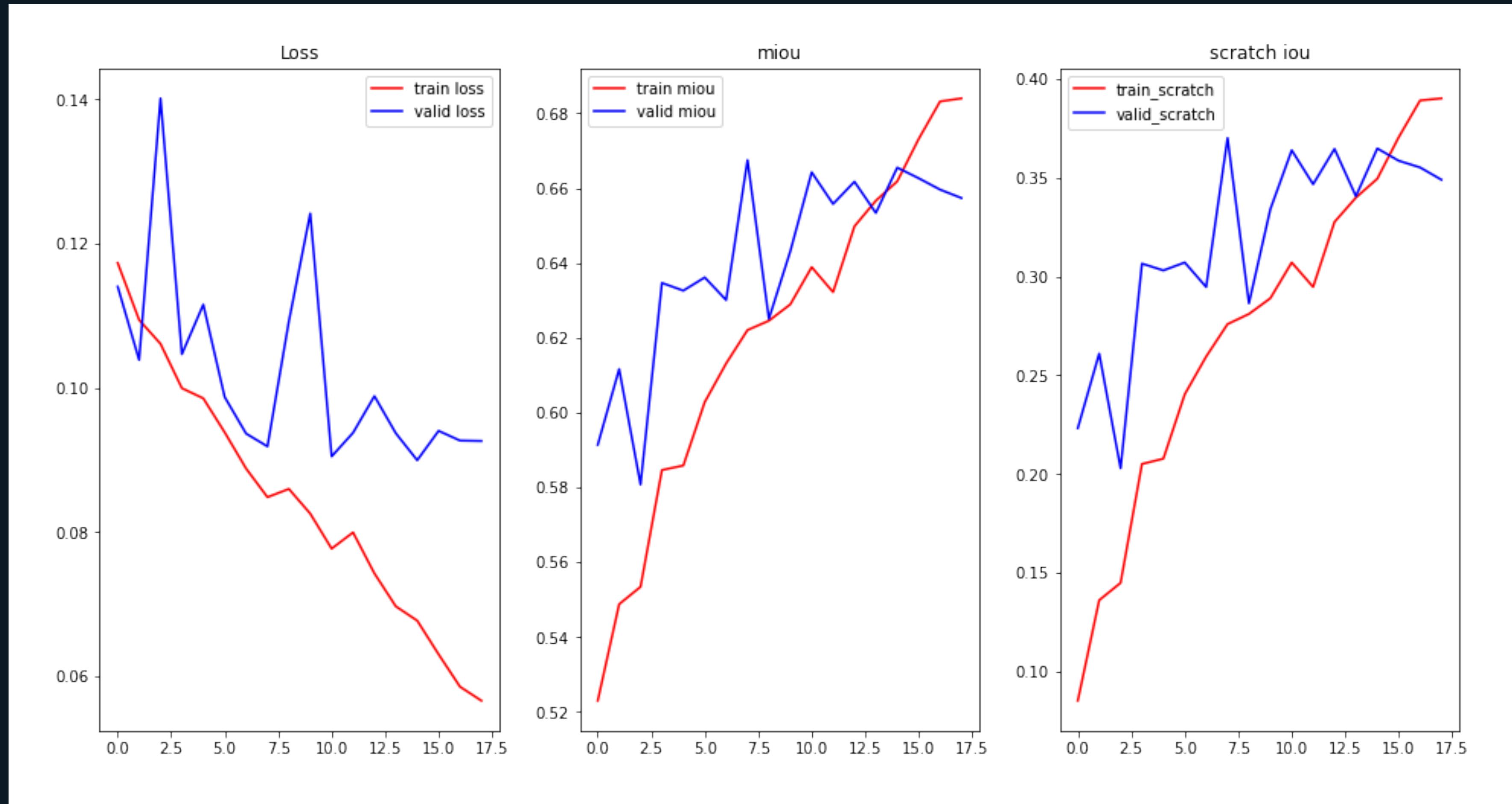
“ 정상 데이터의 비율 증가 : 준수한 valid MIoU
TEST _ 스크래치를 잡지 못하는 맹점 발생 ”

순수 스크래치 데이터만 학습시킨다면 어떨까?

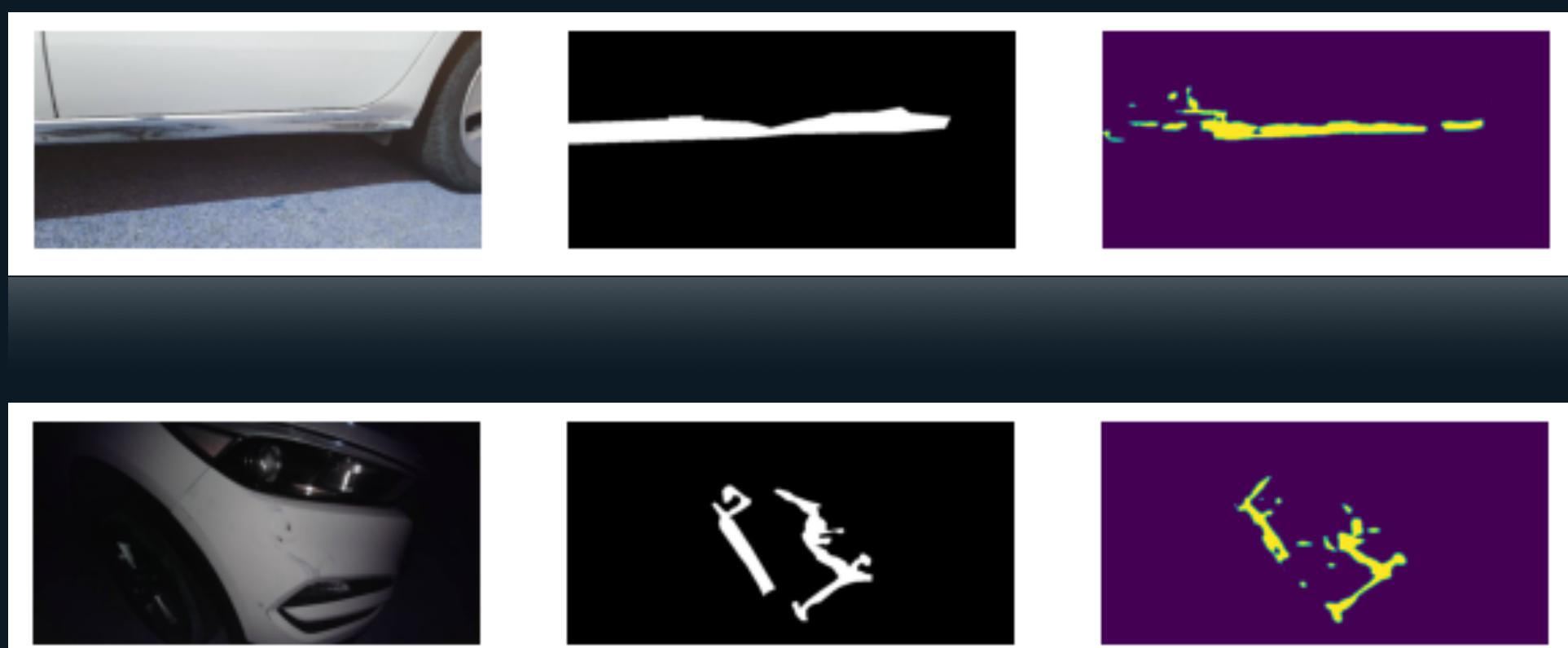
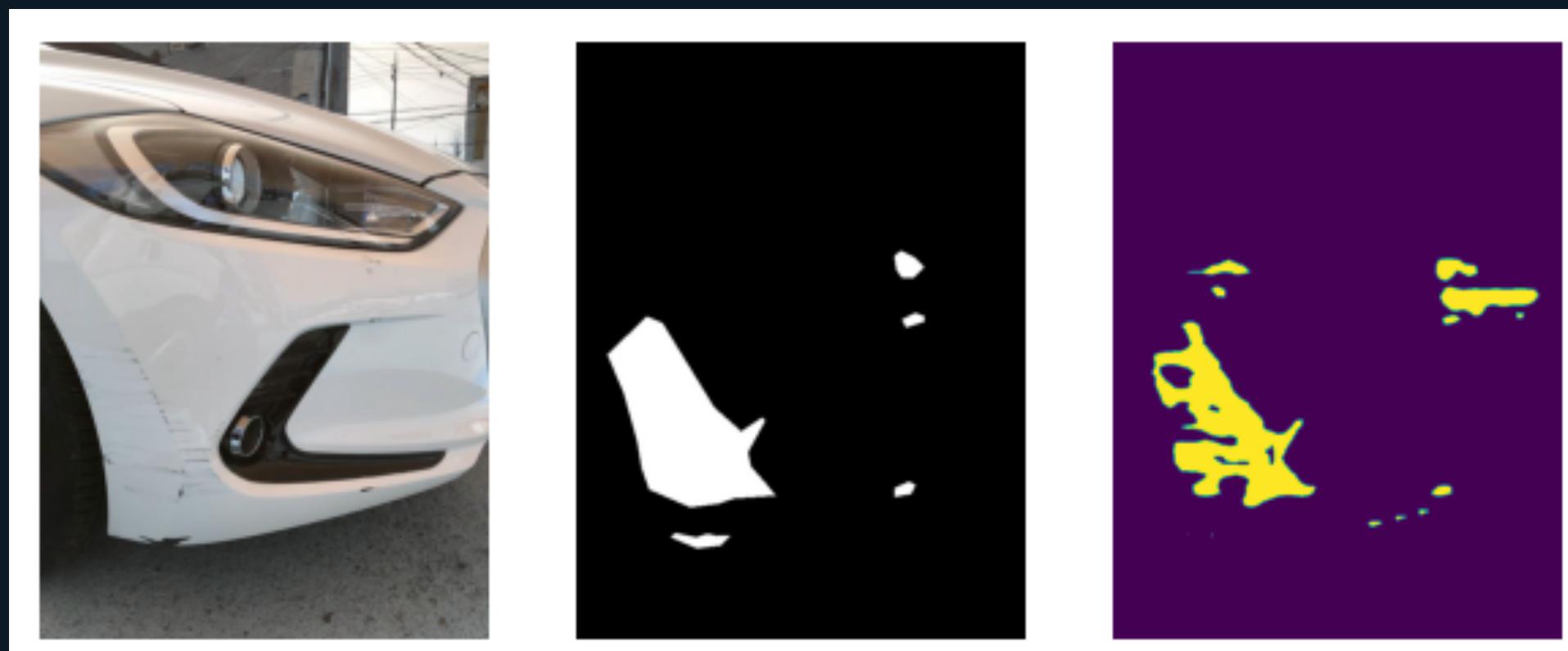
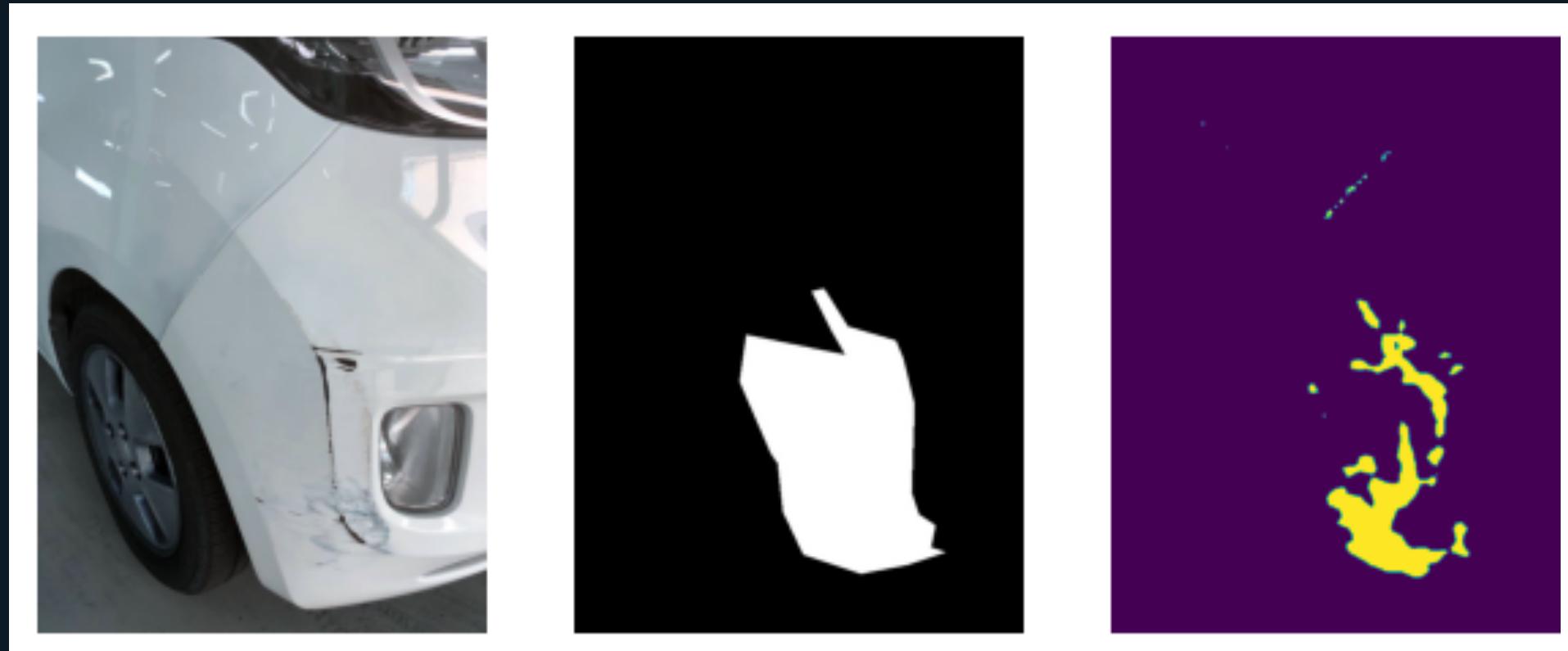
TEST _ 2 >>

TEST _ 2

TRINING SCRATCH IMAGE ONLY



TEST RESULT



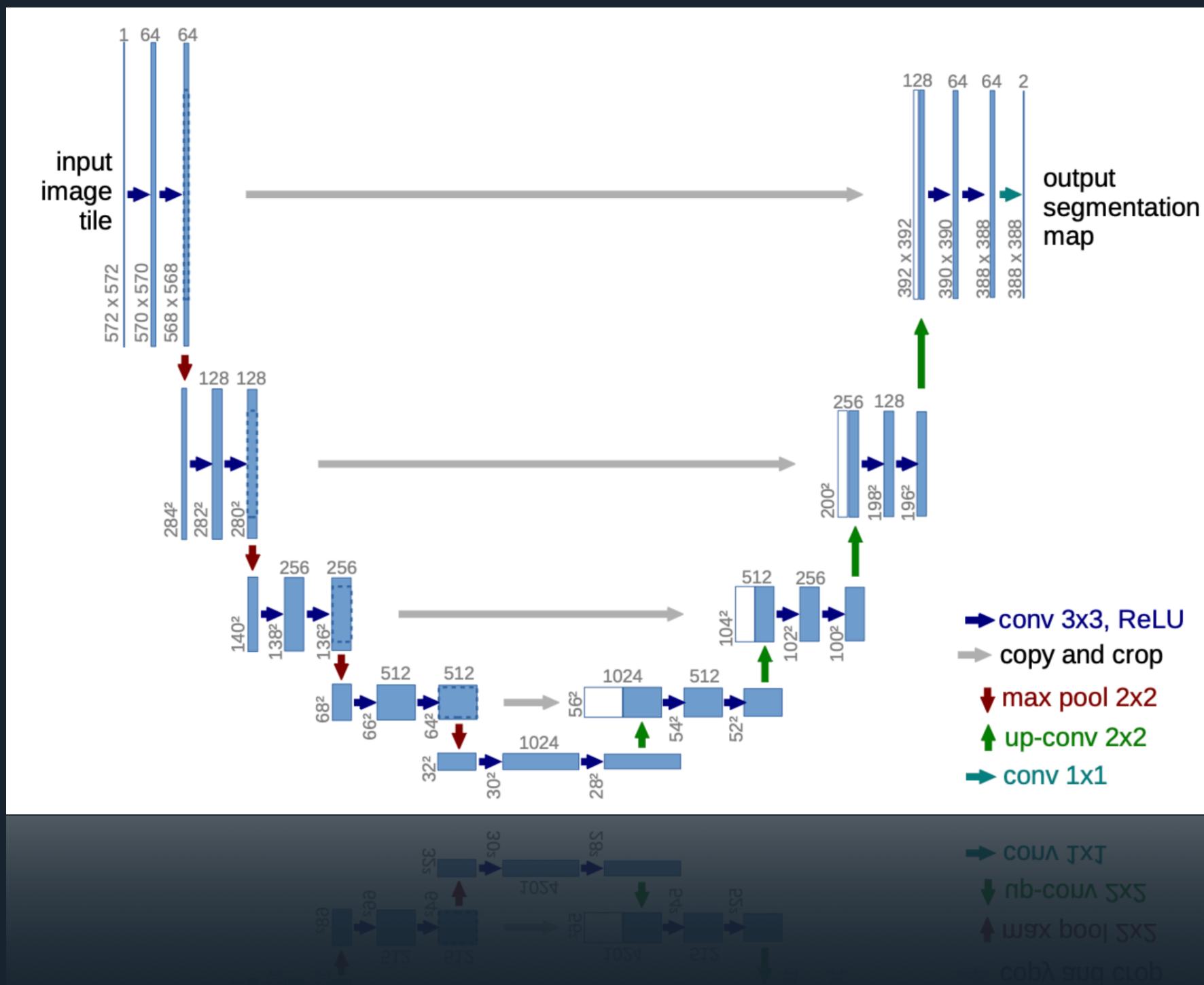


AFTER PLAN

“ TRYING MULTI LABEL
FROM BINARY LABEL ”

MODEL SEARCH

◆ UNet



DISSERTATION ABOUT UNet

정확도가 중요한 의료 업계에서의 UNet의 평가지표

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

- Semantic Segmentation의 대표적 모델
- 의료용 Biomedical image 분석에 사용한 모델
[세포 사이에 간격이 촘촘한 경우,
그 간격을 구분할 수 있도록 학습하게끔 만들어주는 장점이 있다.]
- 적은 데이터셋에 학습시켜도 더 좋은 성능이 나오는 모델

논문 저자 : “U-Net의 구조가 다양한 task에 쉽게 응용될 수 있을거라 확신”

결론 : 높은 정확성을 바탕으로 한 UNet 모델을 사용해 보기로 결정 하였다.

◆ UNet

MULTI LABEL

1. Git - Clone (Unet) 으로 학습 진행

UNet ERROR POINT

출처 : <https://github.com/4uiiurz1/pytorch-nested-unet>

2. Dataset 오류 발견

ERROR 1

- Reference가 binary label을 위한 모델임을 인지

ERROR 2

- Input dic shape 의 비율 상이

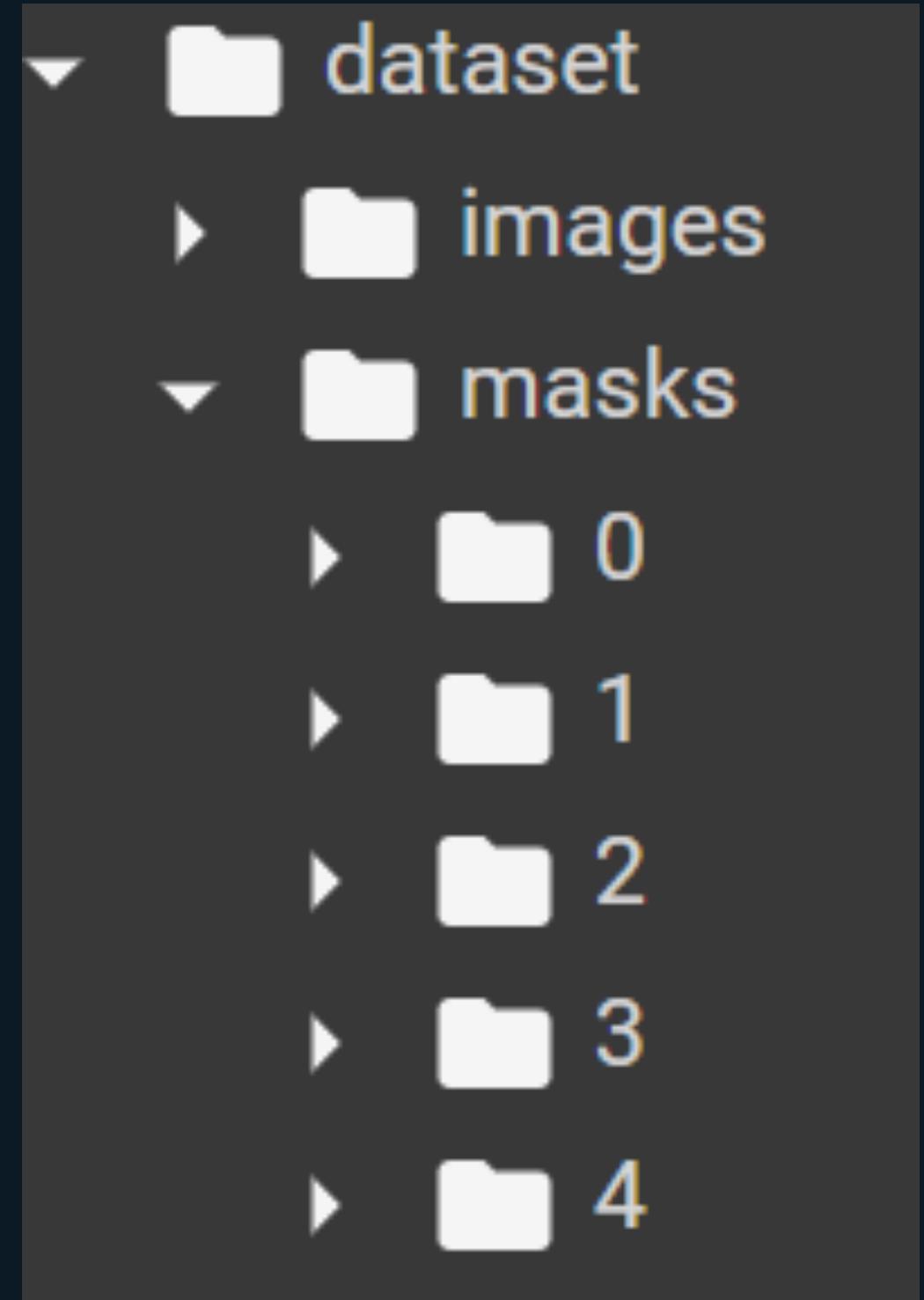
REF. | IMG : MASK = 1 : 1

OUR | IMG : MASK = 1 : 5

◆ PLAN

- 데이터셋 형태 변경 [IMG : MASK = 1 : 1]
- Multi Class Unet Reference 학습

```
inputs
└── <dataset name>
    ├── images
    │   ├── 0a7e06.jpg
    │   ├── 0aab0a.jpg
    │   ├── 0b1761.jpg
    │   └── ...
    └── masks
        ├── 0
        │   ├── 0a7e06.png
        │   ├── 0aab0a.png
        │   ├── 0b1761.png
        │   └── ...
        └── 1
            ├── 0a7e06.png
            ├── 0aab0a.png
            ├── 0b1761.png
            └── ...
```



ERROR 1

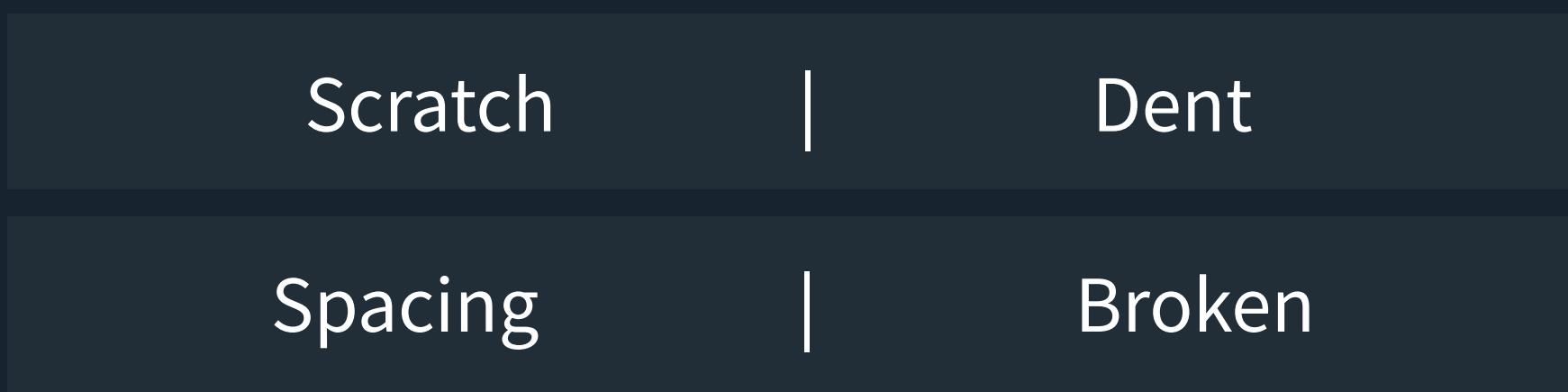
Reference Readme 오해석

ERROR 2

Input dataset dic shape

◆ CHALLENGE WAY ABOUT ERROR # 1

2개의 겹치는 영역 Label 1개 제거



각 Class_ids 에 색 부여 / 이미지 병합



```
1 mask_re_1 = []
2 mask_re_2 = []
3 mask_re_3 = []
4 mask_re_4 = []
```

4개의 이미지에 한번에 색 부여

```
1 # 1 = [0.3, 0, 0]
2 # 2 = [0, 0.3, 0]
3 # 3 = [0, 0, 0.3]
4 # 4 = [0.3, 0.3, 0.3]
```

```
1 for a in tqdm(mask_2_paths):
2     aa = plt.imread(a)
3     new = np.where(aa > 0, [[[0, 255, 0]]], [[[0, 0, 0]]])
4
5     mask_re_2.append(new)
```

mask_re_2.append(new)

저장 과정 중의 RAM 용량 초과

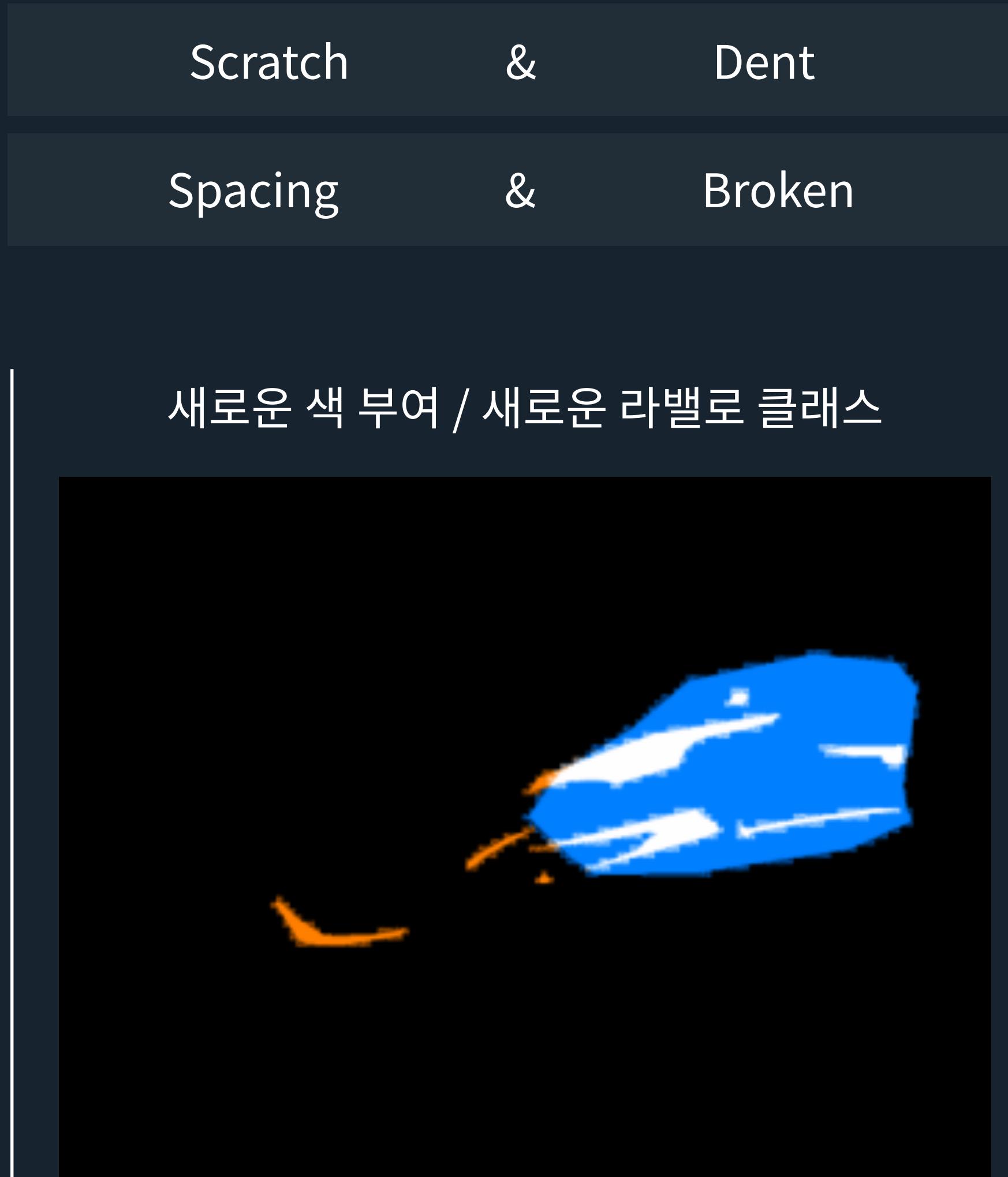
[공간복잡도의 문제]

MULTI LABEL

UNet CHALLENGE WAY ABOUT ERROR

◇ CHALLENGE WAY ABOUT ERROR #2

겹치는 영역 New_Label로 생성



MULTI LABEL

UNet CHALLENGE WAY ABOUT ERROR

```
Class_ids = { '0' : 'background',
              '1' : 'scratch',
              '2' : 'dent',
              '3' : 'spacing',
              '4' : 'broken',
              '5' : 'scratch & dent',
              '6' : 'spacing & broken' }
```

07

[MULTI]

WEEK 3

CHALLENGE WAY ABOUT ERROR #2 내용 기반

DEVELOP PROJECT

>> 새로 구축한 데이터셋으로 학습 진행

WEEK 4

데이터셋이 부족할 경우

- augmentation 진행
- 아래 툴을 이용하여 데이터셋 보충

Create MultiClass Segmentation Dataset Tool

출처 : <https://www.apeer.com/home/>

WEEK 5

U-Net++

- U-Net3+ [U-Net+++] 까지 나왔음을 확인
- 모델크기 / 현실적인 상황을 고려한 선택
- 모델의 기본적인 구조 및 성능 연구
- Reference Search / 학습

FUTURE PLAN

PLANNER

❖ EXPECT EFFECTIVENESS

CURRENT WAY

차량 파손 형태 대한 MultiClass Segmentation 진행중

DEVELOP WAY

- 모델링 + 차량 파손 부위 detecting 추가
- 파손부위, 형태, 면적에 따른 수리비용 추가

고객은 빠르게 견적을 확인가능

기업은 수작업의 번거로움을 딥러닝 모델에 적용시킴으로써
문제를 다소 해결할 수 있을거라 기대

FIN.



CODE[•]Enter