

“

GroomyRoom wit SIA

안가영, 김태훈, 김혜지

”

INDEX

- 01 프로젝트 배경
- 02 프로젝트 팀 구성 및 역할
- 03 프로젝트 수행 절차 및 방법
- 04 프로젝트 수행 결과
- 05 향후 계획

01 프로젝트 배경

1. 프로젝트 목적

- 1) 영상 내 구름의 점유율 분석
- 2) 영상의 품질 평가를 자동화

2. 프로젝트 개요

- 1) 컨셉 : 해당 모델의 훈련을 통해 구름 segmentation
- 2) 의의 : 광학 위성 영상 분석을 위해서 구름 식별과 검출은 필수적으로 수행 되어야 하는 작업
- 3) 개발 환경 : pytorch, 구글 코랩 프로 +
- 4) 커뮤니케이션 환경 : 게더, 디스코드, 노션, 오프라인

3. 프로젝트 기대효과

- 1) 구름의 변화 예측 (기상 정보 예측)
- 2) 실시간 인공위성 영상으로 토지 이용 구분, 객체 검출 등 수행시
인공위성 영상 내 구름으로 인한 품질 저하의 원인 제거

02 프로젝트 팀 구성 및 역할

후련생	역할
안가영 (팀 리더)	<ul style="list-style-type: none">• 데이터 로더 코드 튜닝• 모델 학습 코드 튜닝• 데이터 변환• 논문 분석
김태훈 (팀원)	<ul style="list-style-type: none">• 모델 학습 코드 튜닝• 데이터 변환• 논문 분석
김혜지 (팀원)	<ul style="list-style-type: none">• 모델 학습 코드 튜닝• 데이터 변환• 논문 분석

03 프로젝트 수행 절차 및 방법

구분	기간	활동	상세 내용
논문 분석	1/19(수) ~ 1/21(금)	<ul style="list-style-type: none">• Unet, Deeplabv3+, HRNet• 기획안 작성	<ol style="list-style-type: none">1) 베이스 라인 모델 논문 분석2) 미니 해커톤 기획안 작성 및 제출
베이스 라인 코드 분석	1/24 ~ 1/28	<ul style="list-style-type: none">• 논문 리뷰• 베이스라인 모델 코드 분석• 기초 EDA	<ol style="list-style-type: none">1) 데이터로더, 모델 학습 부분의 코드 분석2) train, label 데이터 수, 크기, 파일 형태 등 분석
코드 분석 및 전처리	2/3 ~ 2/11	<ul style="list-style-type: none">• 베이스라인 모델 코드 분석• 데이터 전처리	<ol style="list-style-type: none">1) 데이터로더, 모델 학습 부분의 코드 분석2) 데이터 전처리
코드 튜닝	2/10 ~ 2/17	<ul style="list-style-type: none">• 모델 튜닝 및 학습 진행• 성능 개선점 도출• 중간 보고 발표	<ol style="list-style-type: none">1) 구름 데이터셋에 맞게 코드 튜닝 (데이터로더 수정, HRNet으로 모델 변경)2) 멀티 vs 단일 class 성능 비교, per epoch- augmentation
성능 개선	2/18 ~ 3/4	<ul style="list-style-type: none">• 심화 EDA• 성능 개선 및 실험	<ol style="list-style-type: none">1) Augmentation each epoch2) 멀티 class, 단일 class 성능 비교
최종 검토	3/3 ~ 3/8	<ul style="list-style-type: none">• 발표 자료 준비• 발표 연습• 성능 개선 및 실험	<ol style="list-style-type: none">1) 최종 발표 준비2) 성능 개선 및 실험
총 개발기간	1/ 19(수) ~ 3/ 8 (화)		

논리성

1) 논문 분석

① HRNet 논문 : Deep High-Resolution Representation Learning for Visual Recognition

② DeepLabV3+ 논문 : Rethinking Atrous Convolution for Semantic Image Segmentation

③ U-Net 논문 : U-Net Convolutional Network For Biomedical Image Segmentation

=> SIA 팀 미팅에서 논문 분석 및 발표 진행

2) 소스코드 : 도로 검출 segmentation 선례

DeepLabV3plus + Mobilenet 으로 도로 검출 segmentation을 상민 퍼실님 풀이에서 진행 중

3) 지난 SIA 에서 진행한 도로검출 segmentation 과제 깃허브 및 자료 활용

Segmentation Results on Cityscapes (DeepLabv3Plus-MobileNet)



04 프로젝트 수행 결과

완결성

1) LV1 : 구름 검출 모델 구현

DeepLabV3+ + HRNet 모델 튜닝 -> 150 epoch 학습 진행

2) LV2: EDA를 통해 데이터 분석, 검출 모델 성능 향상

① val 이미지 shape이 각기 다름

-> zero-padding 제일 큰 이미지 사이즈에 맞추기

-> 제일 작은 이미지에 맞춰서 이미지 crop 하기

-> train data와 동일하게 random cropping (train epoch 수에 맞게 적절한 학습 epoch수 고려 필)

② 단일 class vs 멀티 class

-> 짙은 구름, 옅은 구름, 그림자 3개의 class 동시검출과 단일 검출 시 성능 비교 실험

-> 단일 검출이 더 좋은 성능을 보일것이라 예상되지만,

라벨과 mIoU 계산을 위해 단일 출력된 predict를 어떻게 합칠 것인가에 대한 접근 중요

③ 다른 구름 데이터셋 학습 (리스트업 예정)

04 프로젝트 수행 결과

결과 제시 1. 확보한 데이터 출처, 데이터 전처리 과정 및 EDA 결과

#1. 데이터 출처 : AI Hub

#2. 기초 EDA

1) data : 120장 (png) , val : 16장 (png), test : 10장 (png)

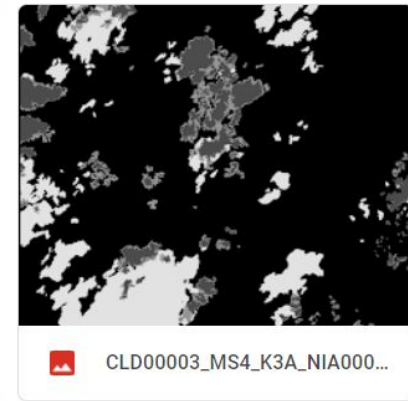
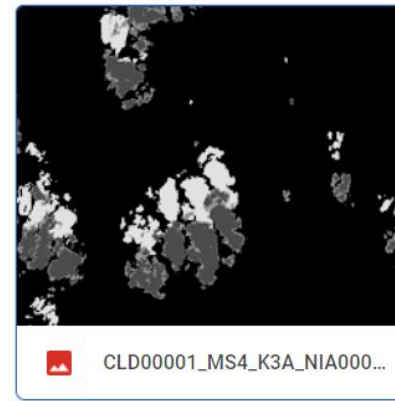
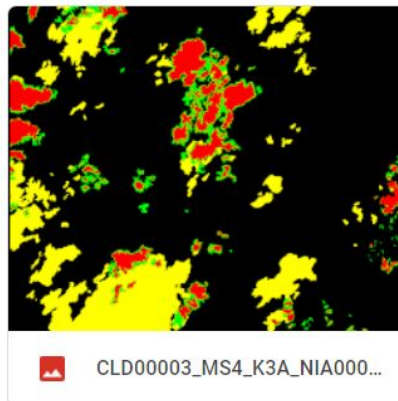
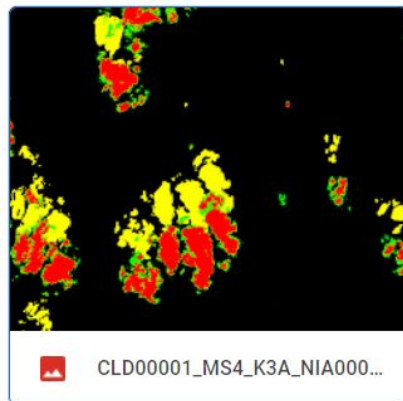
2) H (높이) : 6015로 동일, W (너비) : 제 각기 다름

#3. 데이터 전처리 과정

1) label 이미지 gray scale

← RGB이미지 보다 더 적은 연산 수행 가능 (3 channel -> 1 channel 변경)

← 소스코드에서 label 이미지가 grayscale로 학습되고 있음



04 프로젝트 수행 결과

결과 제시 1. 확보한 데이터 출처, 데이터 전처리 과정 및 EDA 결과

#3. 데이터 전처리 과정

2) val 이미지 random cropping 적용

```
RuntimeError: stack expects each tensor to be equal size,  
but got [3, 5226, 6015] at entry 0 and [3, 5900, 6015] at entry 1
```

pytorch에서 loss 계산 시에 tensor가 stack 되어 계산되기 때문에

val 이미지 데이터가 모두 같은 shape(size)를 가져야함

→ random cropping 으로 epoch 마다 같은 crop size만큼의 이미지를 잘라서 학습

#random cropping ?

이미지 학습시에 패치 사이즈로 이미지를 잘라서 학습하는데,

이런 패치의 위치를 랜덤하게 설정하여 crop size 만큼 이미지를 잘라서 학습

1. HRNet V2 : backbone network

HRNet은 고해상도 정보를 계속 유지하며, 한번에 하나씩 저해상도 영상 생성
각 단계별로 여러 해상도 영상을 서로 병합하여 정보를 교환하는 특징

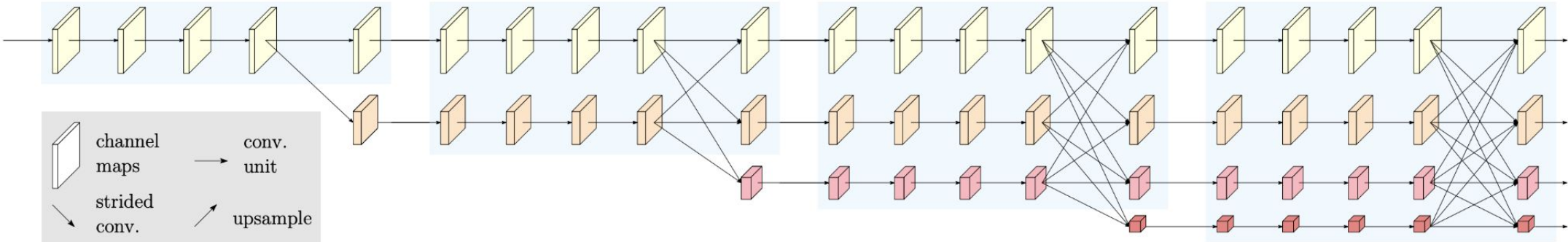


Fig. 2. An example of a high-resolution network. Only the main body is illustrated, and the stem (two stride-2 3×3 convolutions) is not included. There are four stages. The 1st stage consists of high-resolution convolutions. The 2nd (3rd, 4th) stage repeats two-resolution (three-resolution, four-resolution) blocks. The detail is given in Section 3.

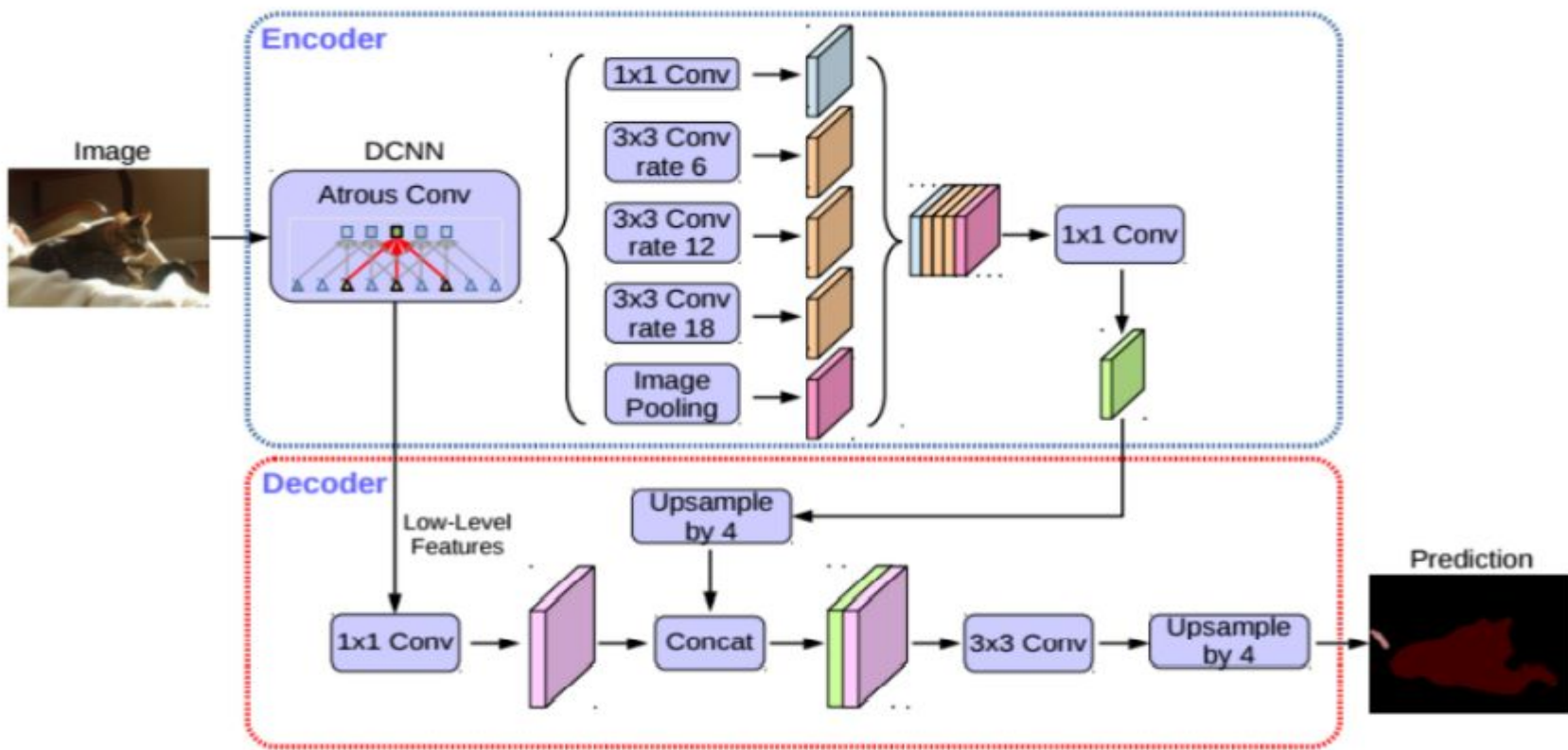
04 프로젝트 수행 결과

결과 제시 2. 모델 개요

#2. DeepLabV3+ : head network

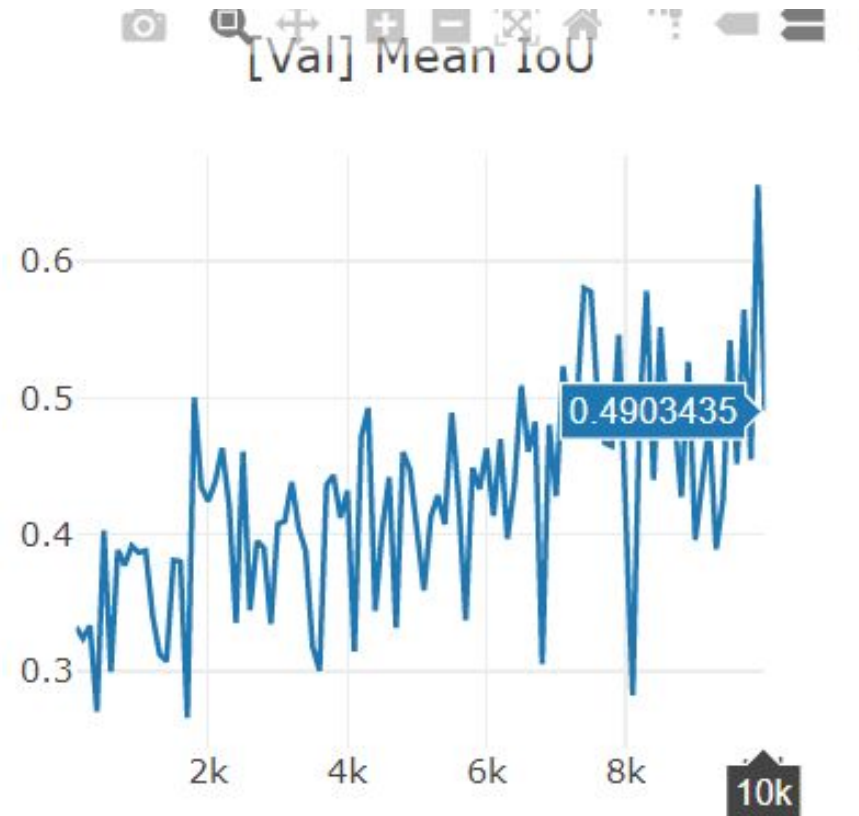
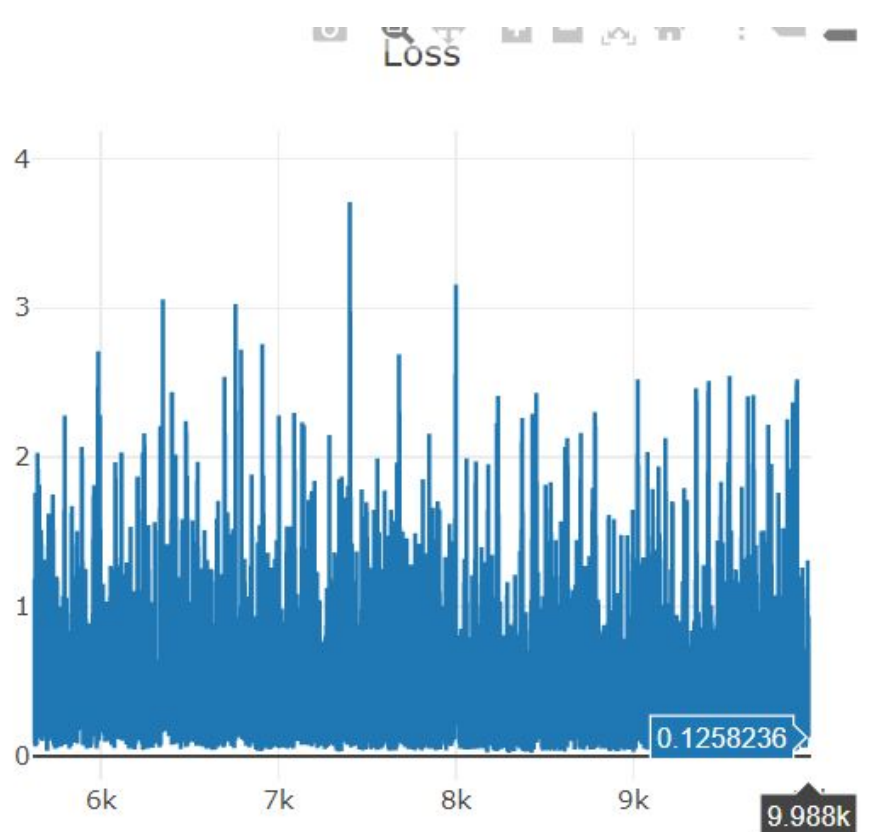
101층의 ResNet or Xception을 백본(backbone)으로 사용
Depthwise Separable Convolution + Atrous Convolution을 결합한
Atrous Separable Convolution의 활용

(핵심 아이디어 설명 PDF 가영.ver link)



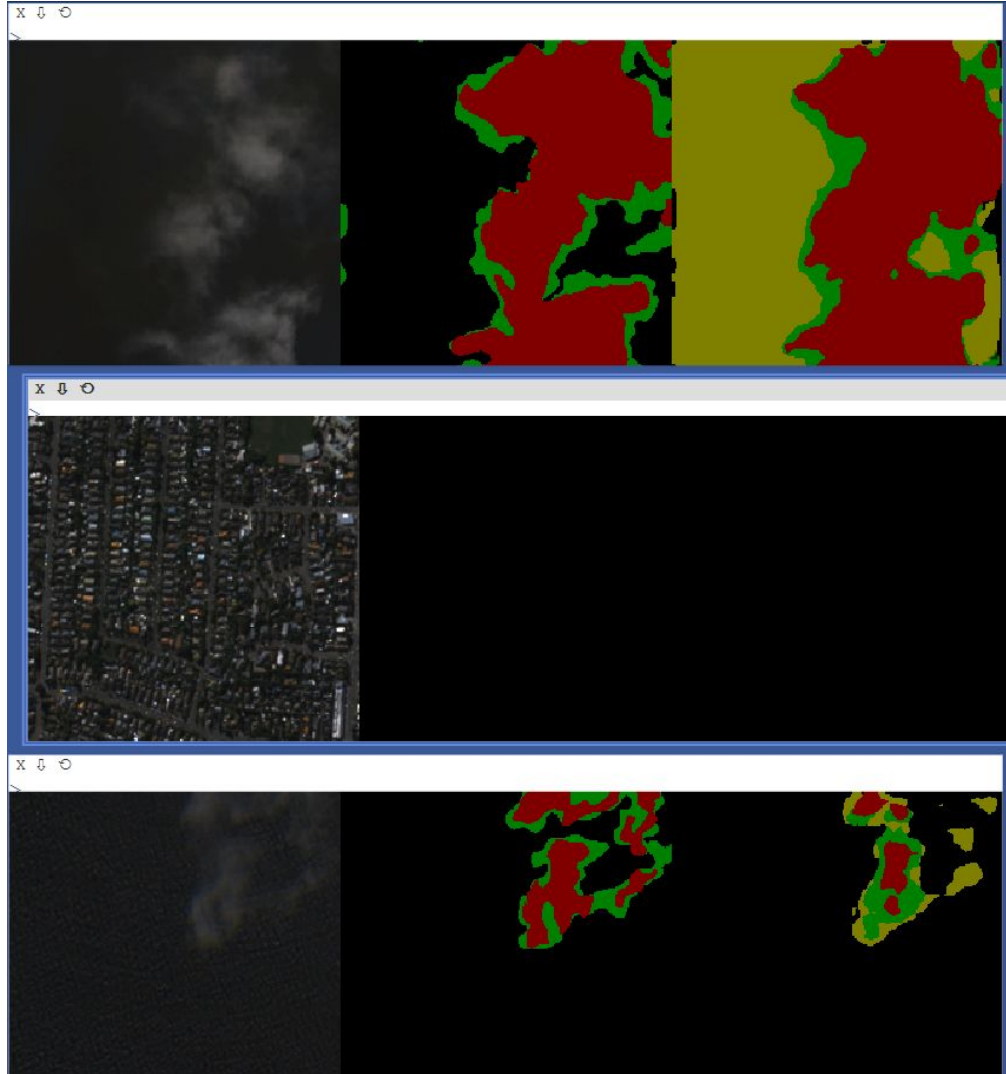
04 프로젝트 수행 결과

결과 제시 3. 중간 결과물_segmentation predict



04 프로젝트 최종 예상 결과

결과 제시 3. 중간 결과물_segmentation predict



맨 좌측 : train 이미지

가운데 : label 이미지

맨 우측 : predict 이미지

→ SIA 팀미팅에서 성능이 좋다는 평가 받음

구분	내용
task 1	random cropping 의 crop size를 매 epoch 마다 크기를 다르게 해서 augmentation
task 2	<div>단일 class vs 멀티 class</div> <div>-> 짙은 구름, 옅은 구름, 그림자 3개의 class 동시검출과 단일 검출 시 성능 비교 실험</div> <div>-> 단일 검출이 더 좋은 성능을 보일것이라 예상되지만,</div> <div>라벨과 mIoU 계산을 위해 단일 출력된 predict를 어떻게 합칠 것인가에 대한 접근 중요</div>
task 3	<div>val 이미지 shape이 각기 다름</div> <div>-> zero-padding 제일 큰 이미지 사이즈에 맞추기</div> <div>-> 제일 작은 이미지에 맞춰서 이미지 crop 하기</div> <div>-> train data와 동일하게 random cropping (train epoch 수에 맞게 적절한 학습 epoch수 고려 필)</div>
task 4	다른 구름 데이터 학습

Q&A

THANKYOU

AIFFEL

 모두의연구소