

2023.11.30

제7회 빅데이터 분석 및 개발 경진대회

Team. 장주현 임재균

인공위성 이미지 건물 영역 검출

SOTA PID-Net & Image filtering



01

프로젝트 소개

배경 및 목표

02

건물 영역 검출

EDA

Image filtering

U-net (CNN)

PID-Net

03

결과물

영역 검출 결과

프로젝트 평가

인공위성 해상도 향상

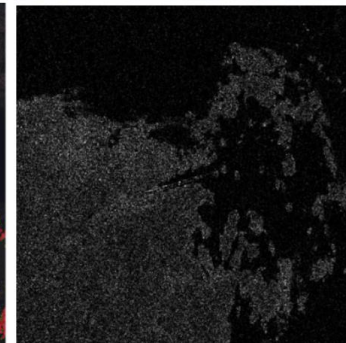
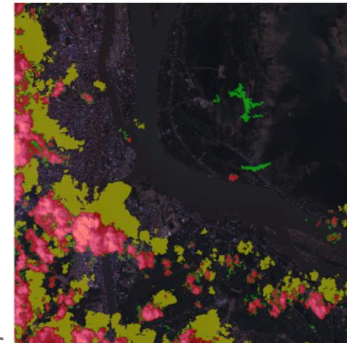
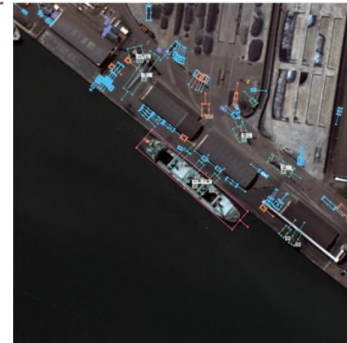
고해상도 위성사진 기반의 원격탐사 자료를 이용한 AI기술의 적용이 가능

위성으로 판독이 어려웠던 지형, 지물의 **확인**이 가능해짐



컴퓨팅 기술의 적용

AI 서비스를 위한 위성 데이터 구축

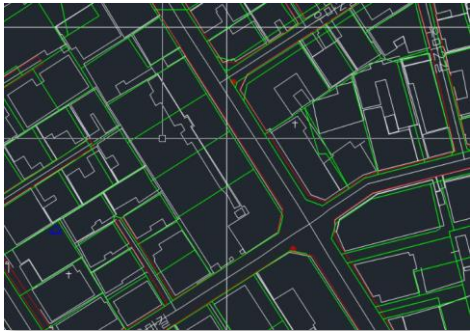


인공위성 해상도 향상

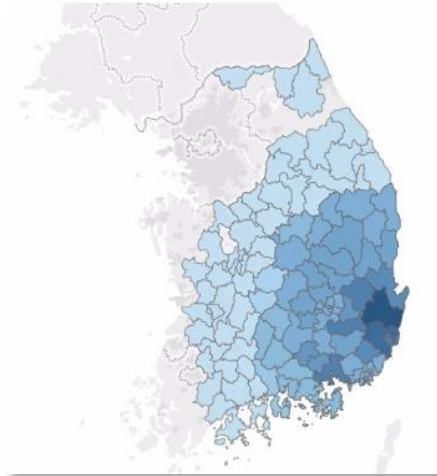
고해상도 위성사진 기반의 원격탐사 자료를 이용한 AI기술의 적용이 가능

위성영상에 특화된 **고부가가치**의 AI 분석 서비스 산업 육성이 가능

수치형지도 갱신



재난 상황에 의한 도시 피해규모 예측



3D 건물 모델링 적용 환경 구축



위성 데이터를 사용한 AI 건물 영역 검출의 필요성

- 건물의 객체 추출을 위해 **이미지 내부의 건물 영역을 검출**할 수 있어야 함
- 기존의 작업은 인공위성 영상을 사용한 **인간의 수작업**으로 진행
- 정확할 수 있으나 **많은 시간과 비용이 요구**
- 수작업 진행 중 환경이 바뀌게 된다면 **해당 부분의 반영이 늦어지는 문제 발생**

기하급수적으로 증가하는 위성 정보를 효율적으로 관리하기 위한
자동화 건물 영역 검출 모델을 개발하자 !

01

프로젝트 소개

배경 및 목표

02

건물 영역 검출

EDA

Image filtering

U-net (CNN)

PID-Net

03

결과물

영역 검출 결과

프로젝트 평가

Satellite Image Building Area Segmentation

Data 분석 1. 이미지 데이터 및 대상 영역의 크기 분포

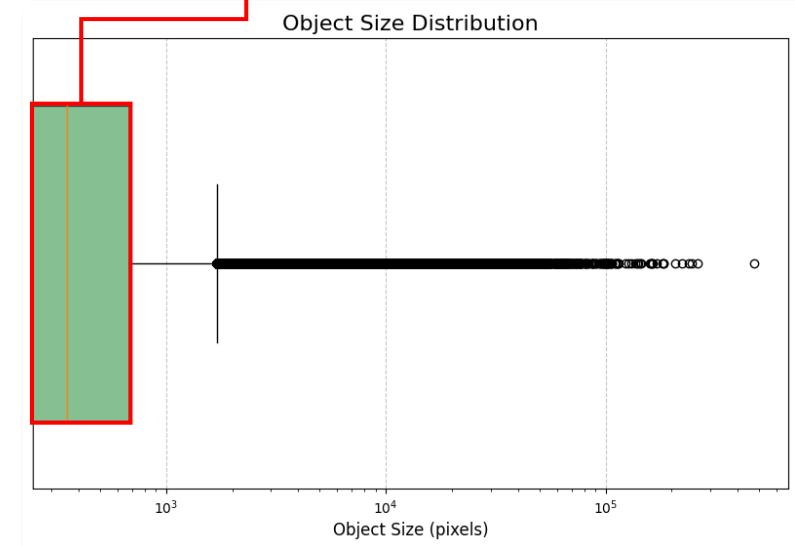
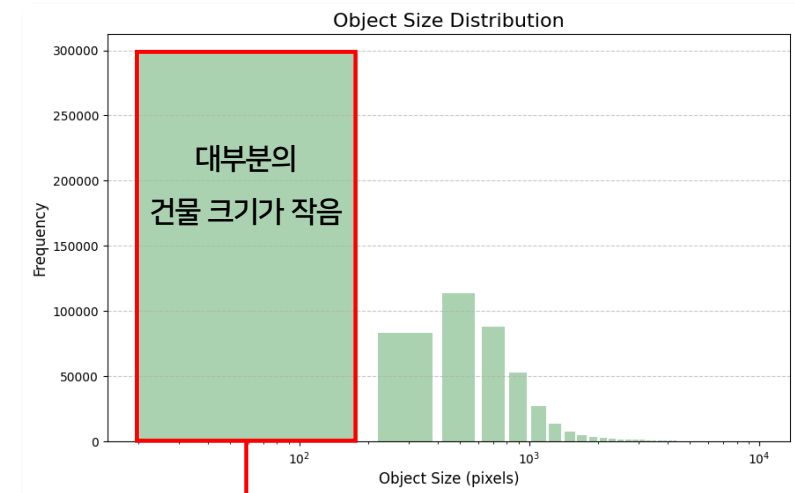
Dacon 위성 사진 객체분할 대회 Data



인공위성을 사용해 서로 다른 지역에서 수집된 사진 7,140장

Train 6,426장

Valid 714장



Satellite Image Building Area Segmentation

Data 분석 2. 이미지 데이터의 품질 평가 (라벨링이 미흡한 경우가 일부 존재)

건물이 있으나 라벨이 없는 경우가 존재

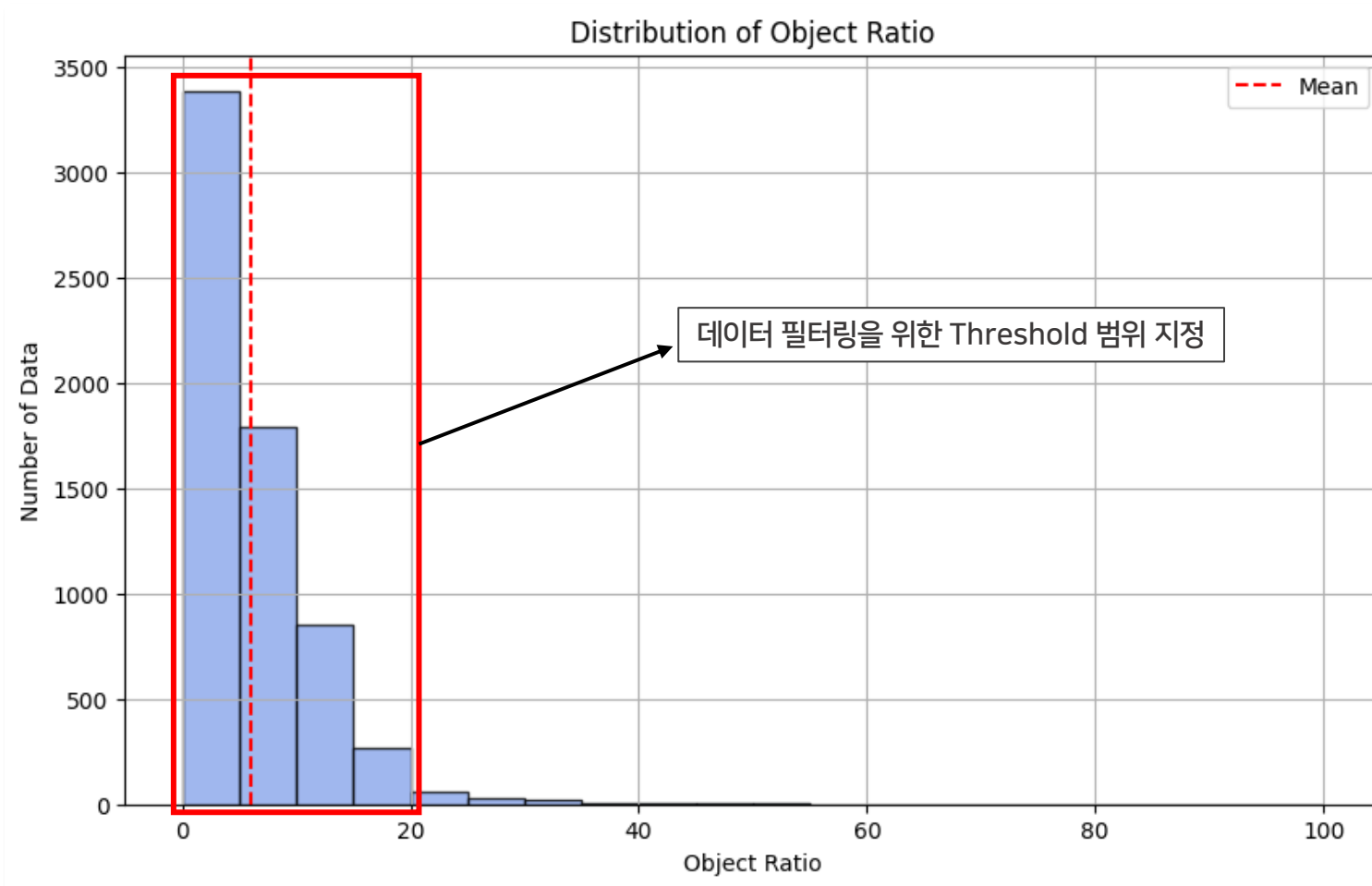


건물이 없으면서 라벨이 있는 경우가 존재

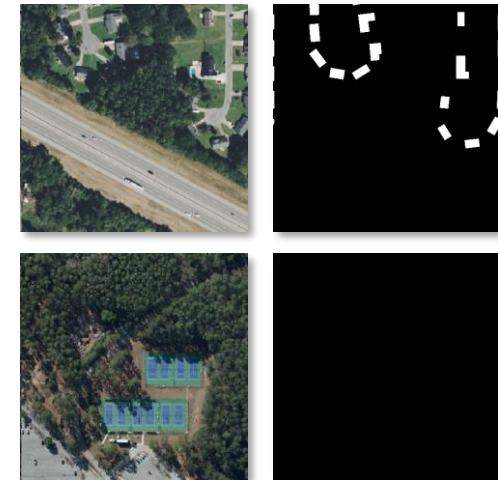


Satellite Image Building Area Segmentation

Data 분석 3. 마스킹 이미지에서 건물이 차지하는 비율



- 평균 비율 : 5.95%
- 대부분의 건물 비율 : 0 ~ 20%
- 사진에서 배경이 차지하는 비율이 높음



- 건물이 아예 없는 이미지도 존재

01

프로젝트 소개

배경 및 목표

02

건물 영역 검출

EDA

Image filtering

U-net (CNN)

PID-Net

03

결과물

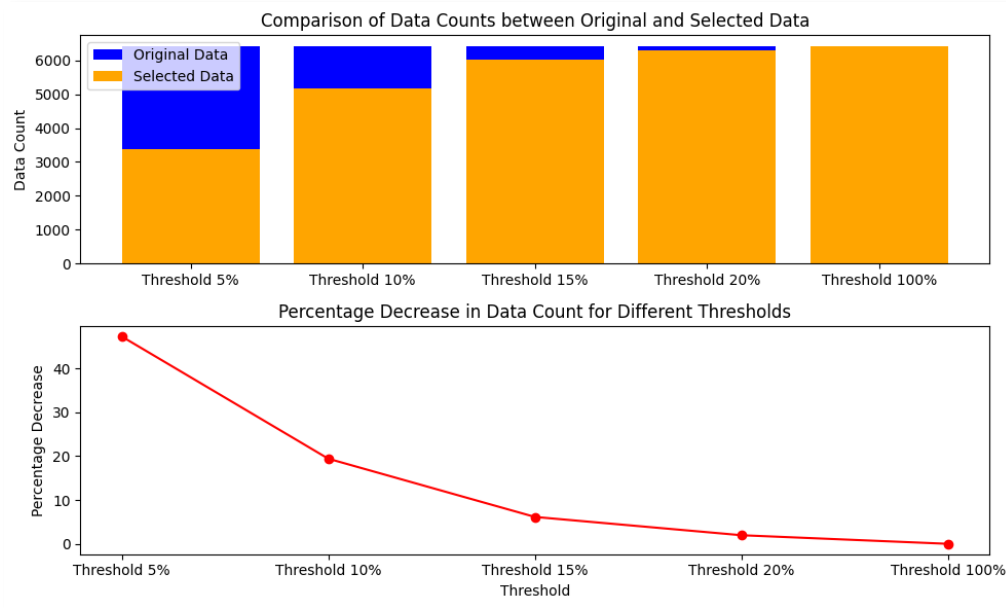
영역 검출 사진

프로젝트 평가

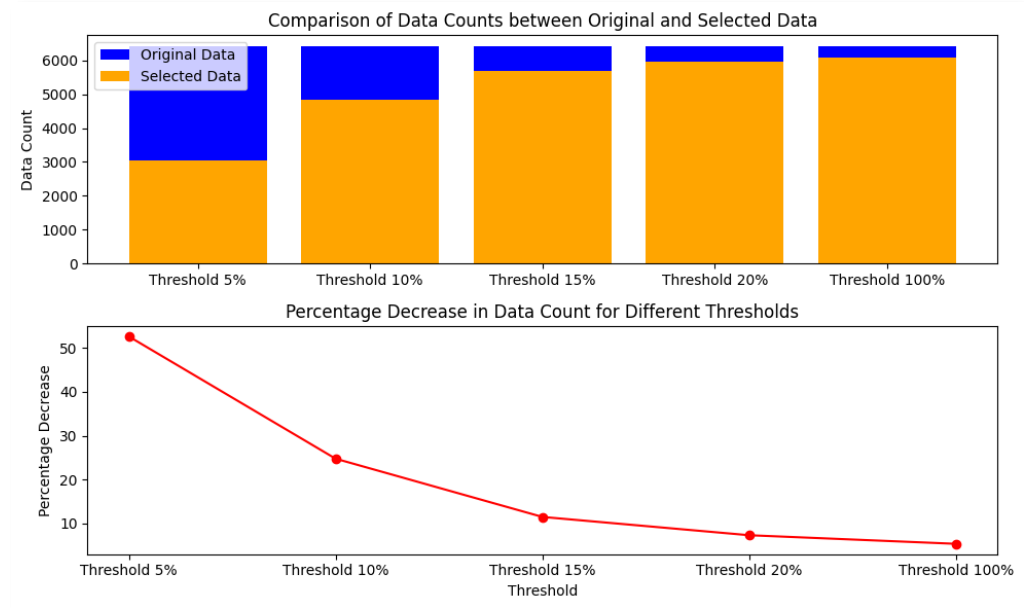
Satellite Image Building Area Segmentation

Image Filtering : “Train 데이터와 Valid 데이터의 성질은 같다”라는 가정 하에 학습에 사용될 이미지 데이터 필터링 (10개의 학습 데이터 생성)

Building Area Ratio 0 포함



Building Area Ratio 0 제거



	[0~5]	[0~10]	[0~15]	[0~20]	[0~100]	(0~5]	(0~10]	(0~15]	(0~20]	(0~100]
데이터 (장)	3,388	5,179	6,032	6,300	6,426	3,045	4,836	5,689	5,957	6,083
감소율 (%)	47.28	19.41	6.13	1.96	0	52.61	24.74	11.47	7.30	5.34

기존 훈련 데이터

건물이 없는 데이터 비율

01

프로젝트 소개

배경 및 목표

02

건물 영역 검출

EDA

Image filtering

U-net (CNN)

PID-Net

03

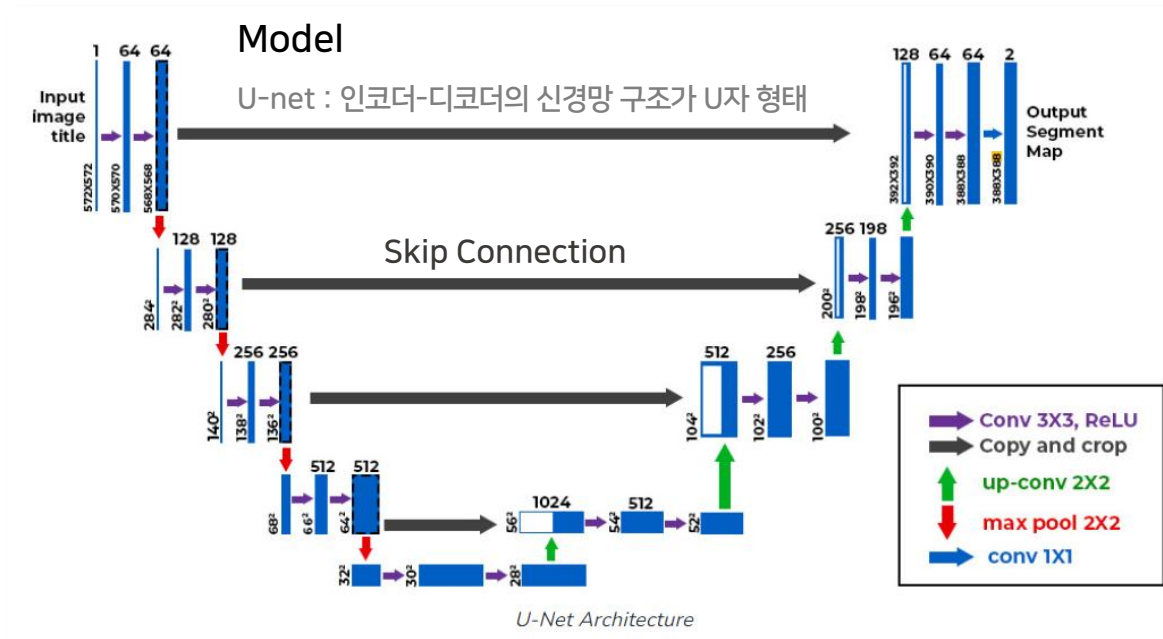
결과물

영역 검출 결과

프로젝트 평가

U-net Segmentation Model

U-net : “Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation”에서 제안된 구조



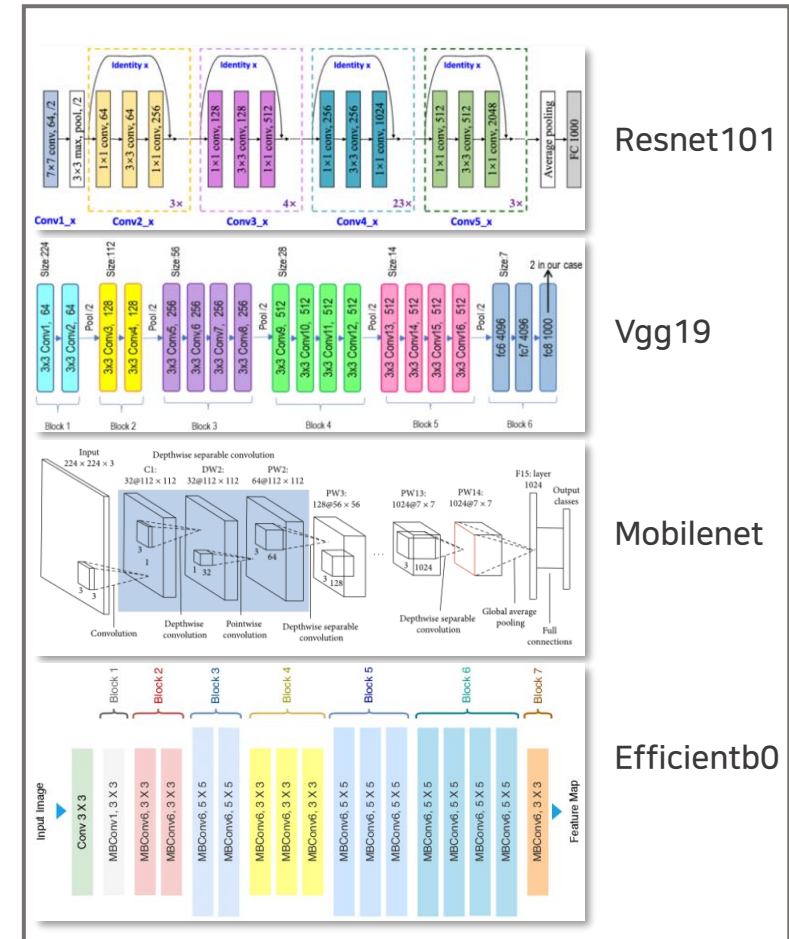
Hyper-parameter

- Epoch : 25
- Batch Size : 16
- Optimizer : Adam (1e-4)
- Loss : Dice loss

저차원과 고차원의 정보를 함께 이용해 특징을 추출

정확도 높은 위치 정보 파악이 가능

Backbone



01

프로젝트 소개

배경 및 목표

02

건물 영역 검출

EDA

Image filtering

U-net (CNN)

PID-Net

03

결과물

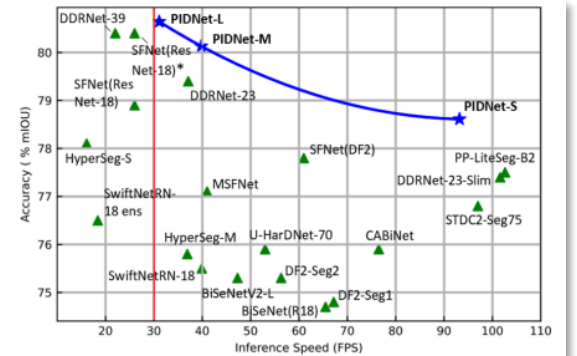
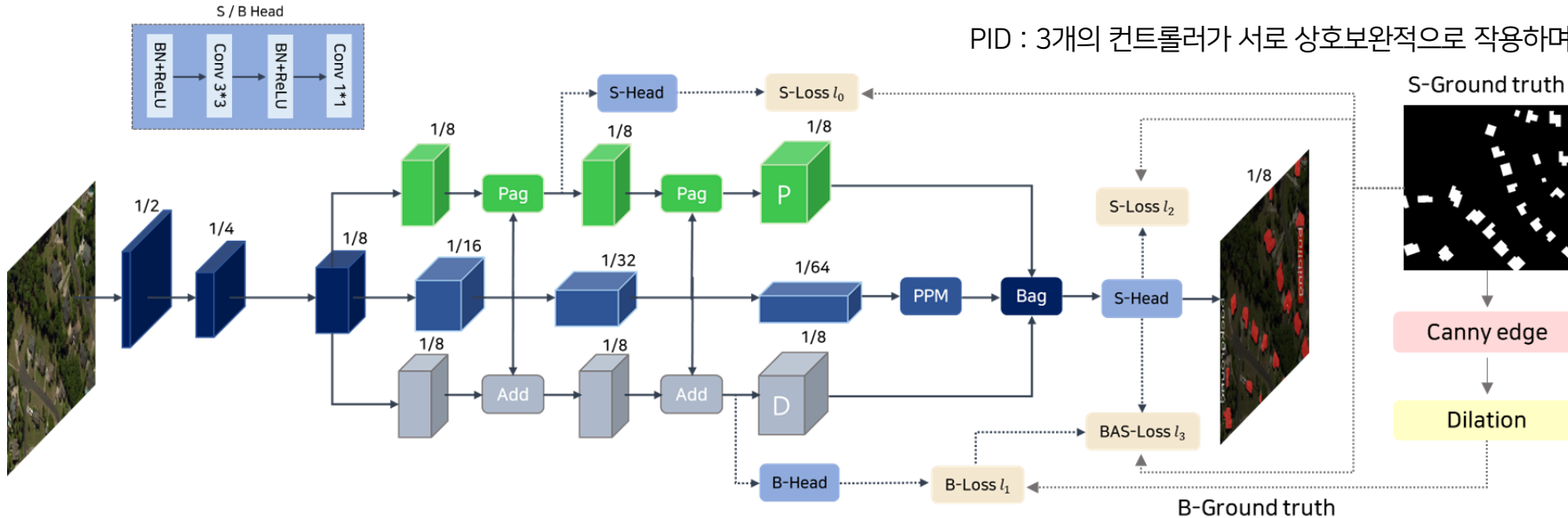
영역 검출 결과

프로젝트 평가

PID-Net Segmentation Model

PIDNet : A Real-time Semantic Segmentation Network Inspired by PID Controllers

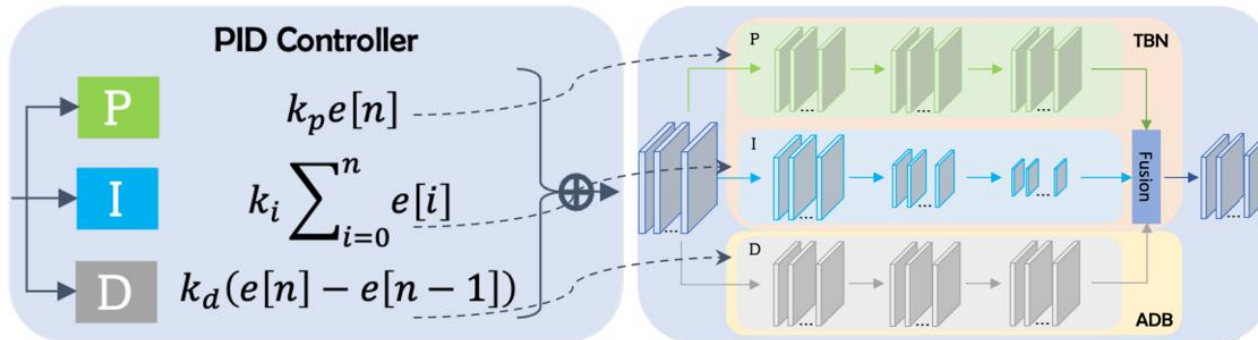
PID : 3개의 컨트롤러가 서로 상호보완적으로 작용하며, 학습 과정에서 오차값을 loss 수렴에 반영



비례 컨트롤러 (P)

적분 컨트롤러 (I)

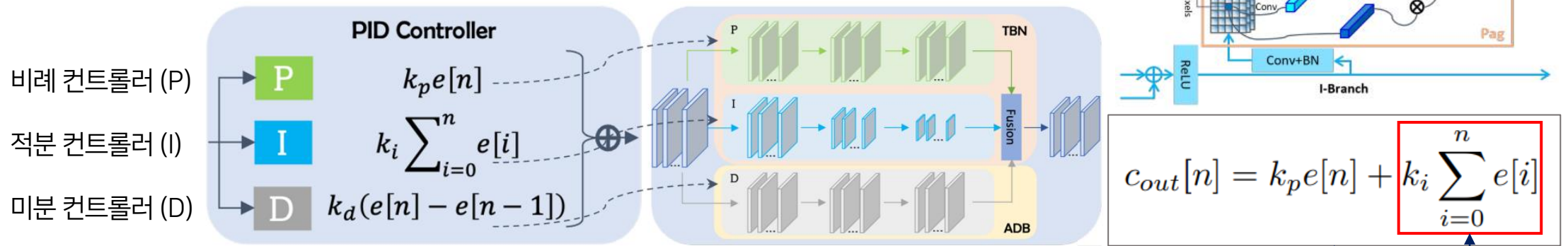
미분 컨트롤러 (D)



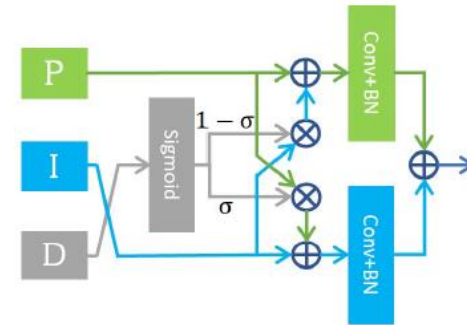
$$c_{out}[n] = k_p e[n] + k_i \sum_{i=0}^n e[i]$$

PID-Net Segmentation Model

PIDNet : A Real-time Semantic Segmentation Network Inspired by PID Controllers



- P 컨트롤러 (Detailed Information) : 현재 입력의 출력 신호 오차값에 중점
 - I 컨트롤러 (Context Information) : 과거의 모든 출력 신호의 오차 누적합
 - D 컨트롤러 (High-Frequency Feature) : PI 컨트롤러의 Overshoot을 줄이기 위한 “댐퍼 역할”
- PI 컨트롤러의 출력값은 I컨트롤러 누적합의 관성 효과로 인해서 목표값에 도달했음에도 Overshoot되어 PI컨트롤러의 출력값이 목표값을 초과하여 진동하는 현상이 발생



01

프로젝트 소개

배경 및 목표

02

건물 영역 검출

EDA

Image filtering

U-net (CNN)

PID-Net

03


결과물

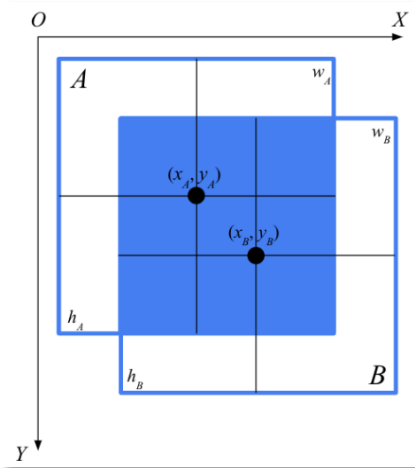
영역 검출 결과

프로젝트 평가

Segmentation Results

평가 Metric : IoU Score

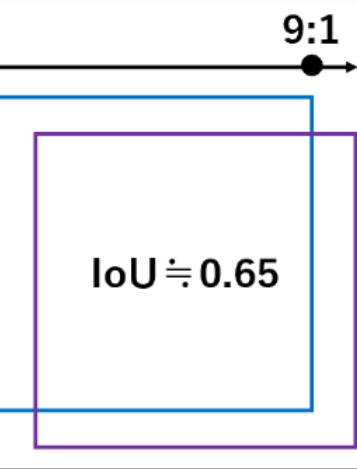
$$IoU = \frac{\text{Area of Intersection}}{\text{Area of Union}}$$




x : 영역 중심의 x좌표
y : 영역 중심의 y좌표
w : 영역의 폭
h : 영역의 높이

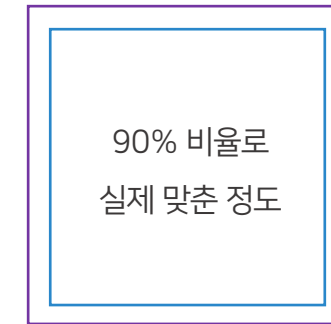
$$A(x_A, y_A, w_A, h_A)$$

$$B(x_B, y_B, w_B, h_B)$$



- IOU는 굉장히 엄격한 지표
- 동일한 정사각형을 9분의 1만큼 어긋나게 교차하게 되면 IoU는 64/98로 65%가 됨
- 오차 길이 9분의 1일 경우 사람의 입장에선 검출이 잘된다고 판단하지만 IOU 평가로는 꽤나 엄격함

$$IoU = \frac{A \cap B}{A \cup B} = \frac{dxdy}{w_A h_A + w_B h_B + dxdy}$$

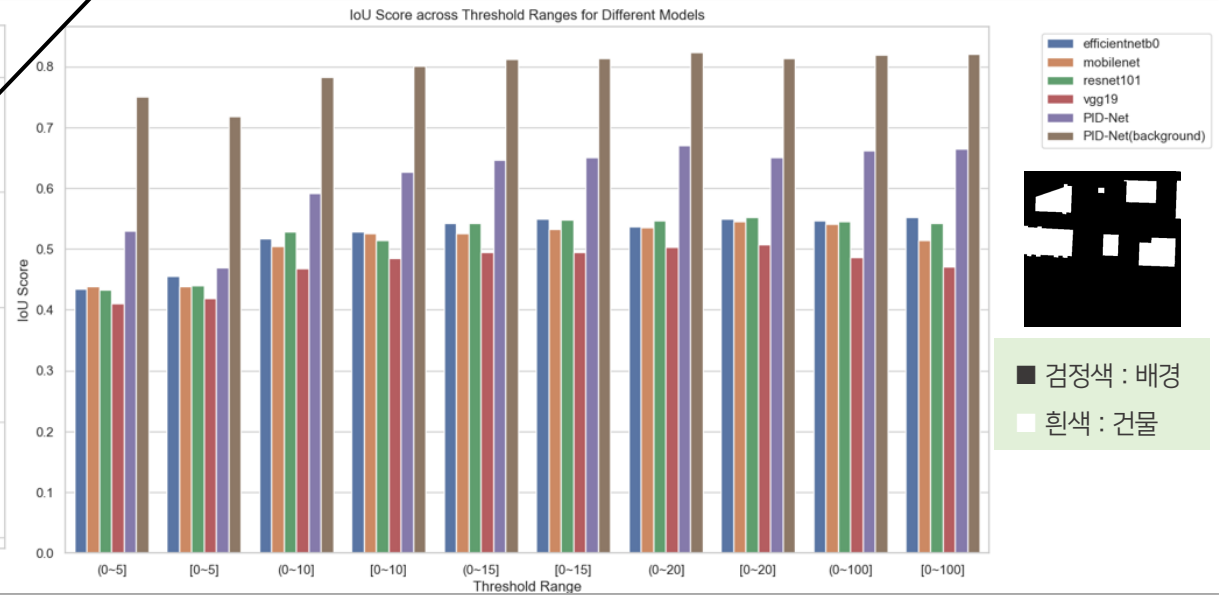
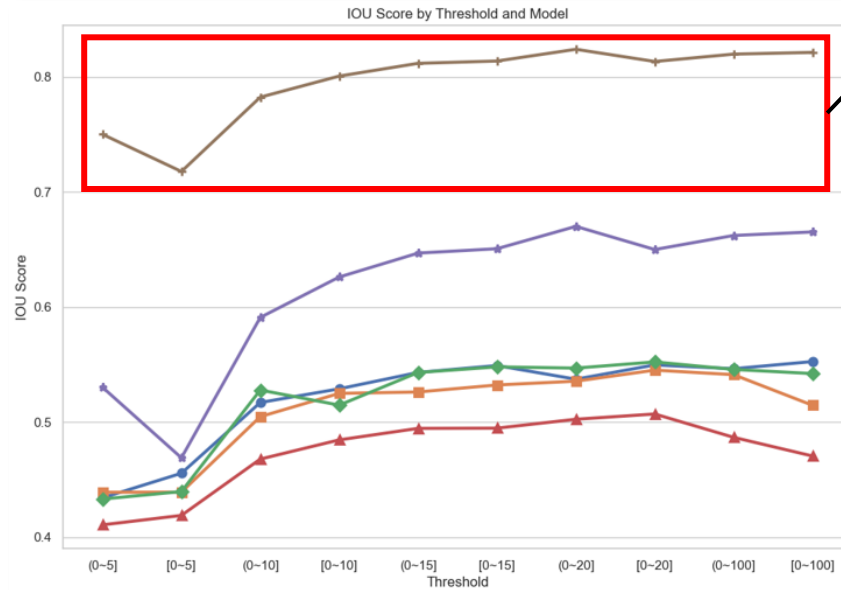


≐ IoU Score 65%

Segmentation Results

이미지 필터링 Threshold에 따른 모델 별 성능평가

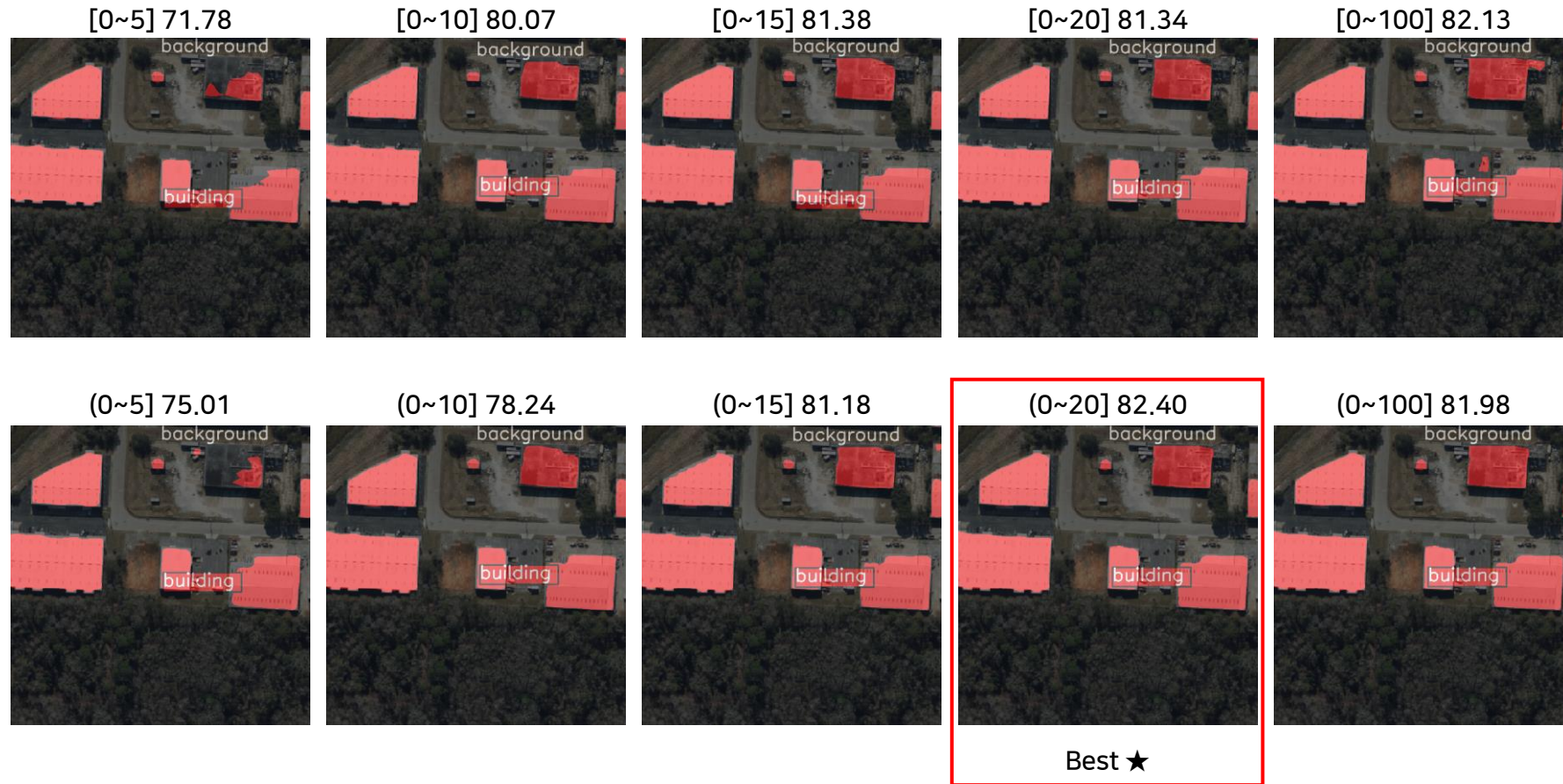
PID-Net 모델학습 과정에서 마스킹 이미지의 배경부분까지 학습시킨 경우



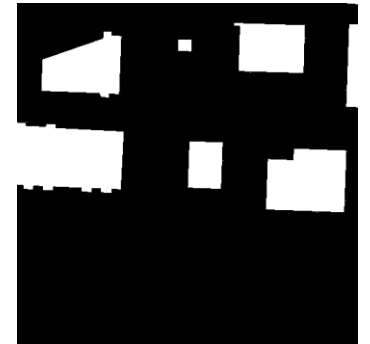
	[0~5]	[0~10]	[0~15]	[0~20]	[0~100]	[0~5]	[0~10]	[0~15]	[0~20]	[0~100]
Resnet101	43.97	51.478	54.804	55.233	54.221	53.308	52.789	54.315	54.696	54.581
Vgg19	41.896	48.459	49.478	50.709	47.056	41.076	46.791	49.46	50.251	48.679
Mobilenet	43.920	52.499	53.230	54.520	51.465	43.911	50.479	52.621	53.560	54.125
Efficientb0	45.559	52.895	54.919	54.974	55.266	43.424	51.707	54.319	53.729	54.643
PID-Net	46.90	62.61	65.07	65.00	66.53	53.03	59.10	64.69	67.01	66.33
PID-Net(background)	71.78	80.07	81.38	81.34	82.13	75.01	78.24	81.18	82.40	81.98

Segmentation Results

이미지 필터링 Threshold별 PID-Net의 추론 결과



정답 마스크 이미지



01

프로젝트 소개

배경 및 목표

02

건물 영역 검출

EDA

Image filtering

U-net (CNN)

PID-Net

03

결과물

영역 검출 결과

프로젝트 평가

Satellite Image Building Area Segmentation Conclusion

구글맵을 이용한 미국 샌프란시스코 지역의 위성영상 PID-Net Best Model 결과



- 제안된 **이미지 데이터 필터링 방식의 적용**은 전체적인 모델에서 효과적인 접근이었음
- 구형 모델(U-net)에서는 건물이 포함되지 않은 **5.34% 비율**을 삭제하지 않았을 때가 전체적으로 좋았음
 - 이것은 구형 모델의 경우 단순히 학습 이미지의 양이 확보되어, **일반화 성능이 올랐다고 해석**
- SOTA 모델인 PID-Net의 경우는 건물이 포함되지 않은 이미지를 삭제하여 학습했을 때 모델 성능이 향상
 - 특히, 마스킹 이미지의 건물 영역 뿐만 아니라 **배경 영역을 함께 학습**했을 때, 모델의 성능이 획기적으로 오름

