

미드바르 뿌리이미지 인식





01 / Problem description

02 / Proposed method

03 / Results

04 / Discussion

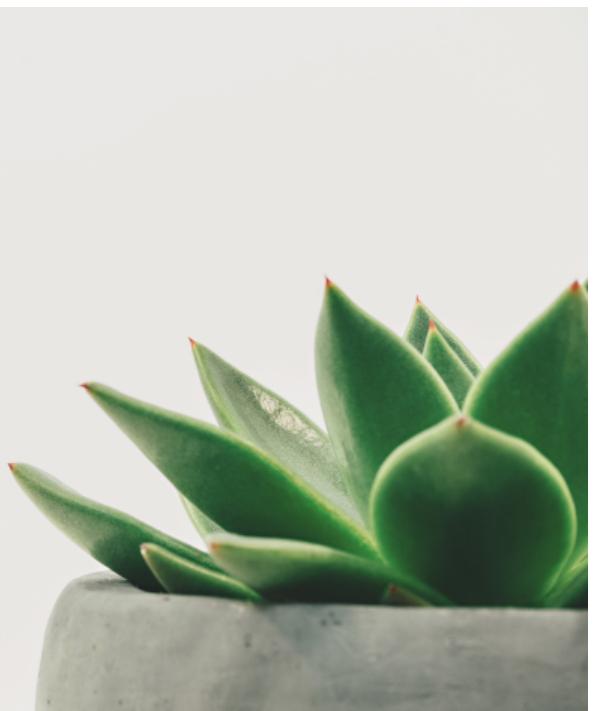
05 / Conclusion

01 Problem description

미드바르 뿌리이미지 인식

식물이 사진을 촬영하기 시작한 후로 12시간 단위로 얼마의 시간이 흘렀는지 분류하는 인공지능 모델 설계 및 구현

train 데이터로 학습을 진행하고 test 데이터로 성능 검증



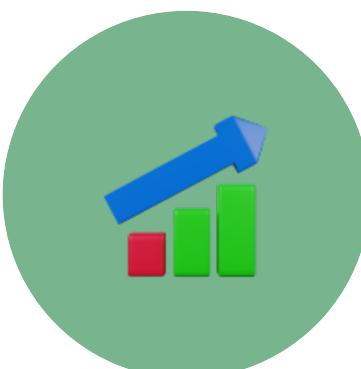
Goal

식물이 사진을 촬영하기 시작한 후로 12시간 단위로 얼마의 시간이 흘렀는지 분류하는 인공지능 모델 설계 및 구현



Input

뿌리 사진 이미지 1장



Output

- 다음 중 하나의 카테고리
- 0~12시간
 - 12~24시간
 - 24시간~36시간
 - 36시간~48시간
 - 48시간~60시간
 - 60시간~72시간
 - 그 이상

이미지 전처리

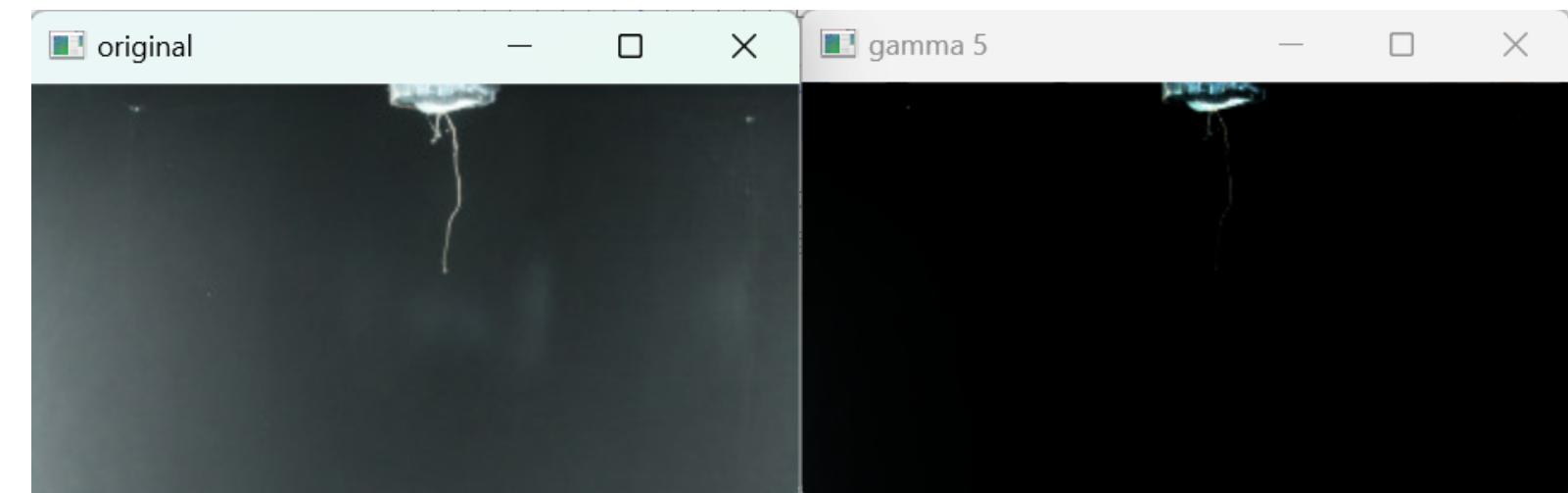
1. Gray scale로 변경
2. Gamma correction
3. 크기조정
4. 노이즈 제거 (Gaussian Filter, 5x5)
5. Threshold
6. 화분의 위치를 찾고, 뿌리를 이미지의
중앙으로 이동시키고 화분을 제거



이미지 전처리 - Gamma 보정

Gamma보정

: 뿌연 배경을 어둡게 만들기 위해 적용한 감마 보정 기법은 뿌리와 배경에 대한 정확한식별도 증가.
배경의 뿌연 부분을 어둡게 조정함으로써 주요 대상인 뿌리를 뚜렷하게 감지.



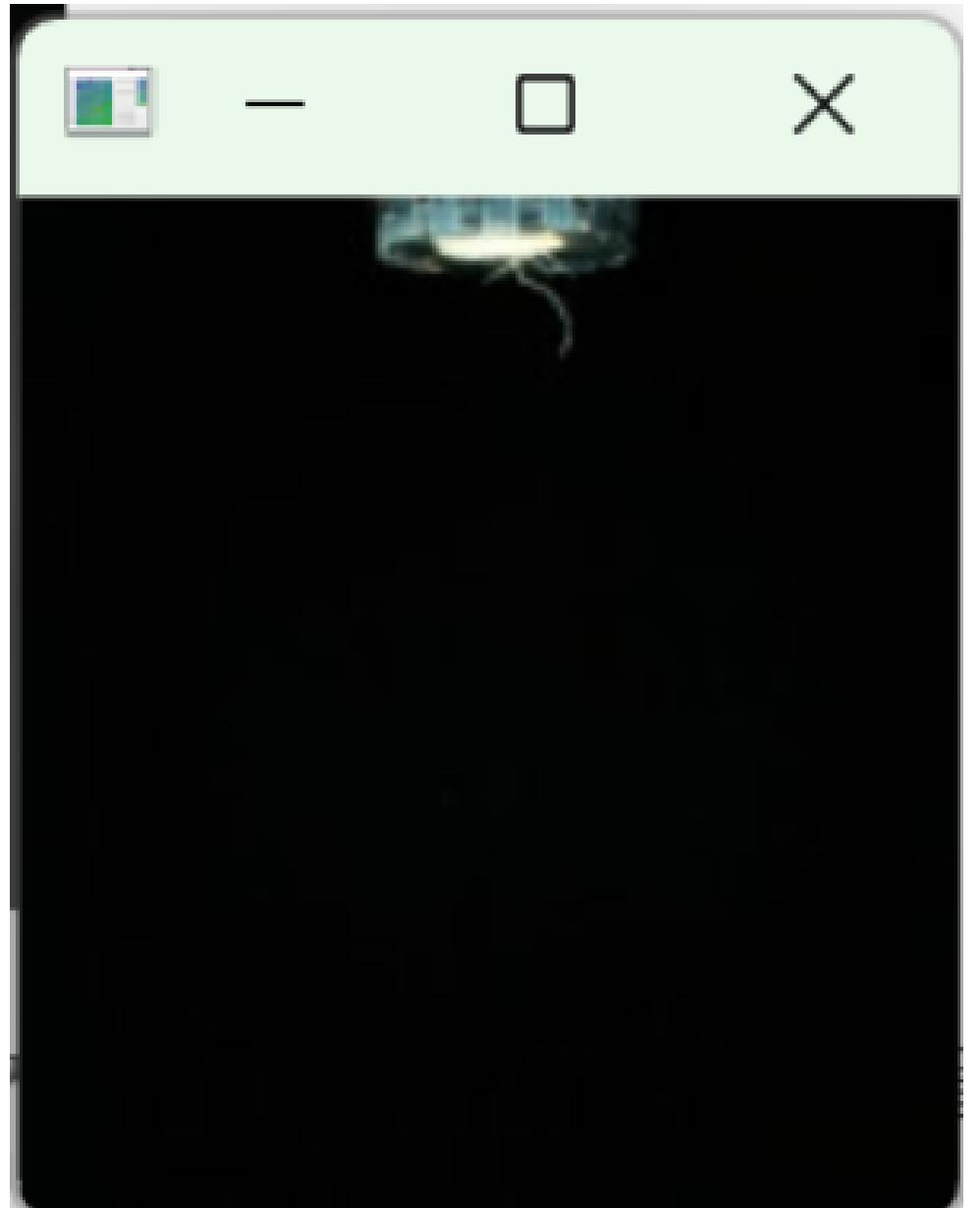
< Before Gamma correction >

< After Gamma correction >

이미지 전처리 - Cropping - #1

Cropping

: 모든 뿌리 데이터의 경우 양측 공간에는 뿌리가 있지도 않았고 노이즈가 존재하기에 미리 제거함으로써 노이즈 발생 가능성을 감소.

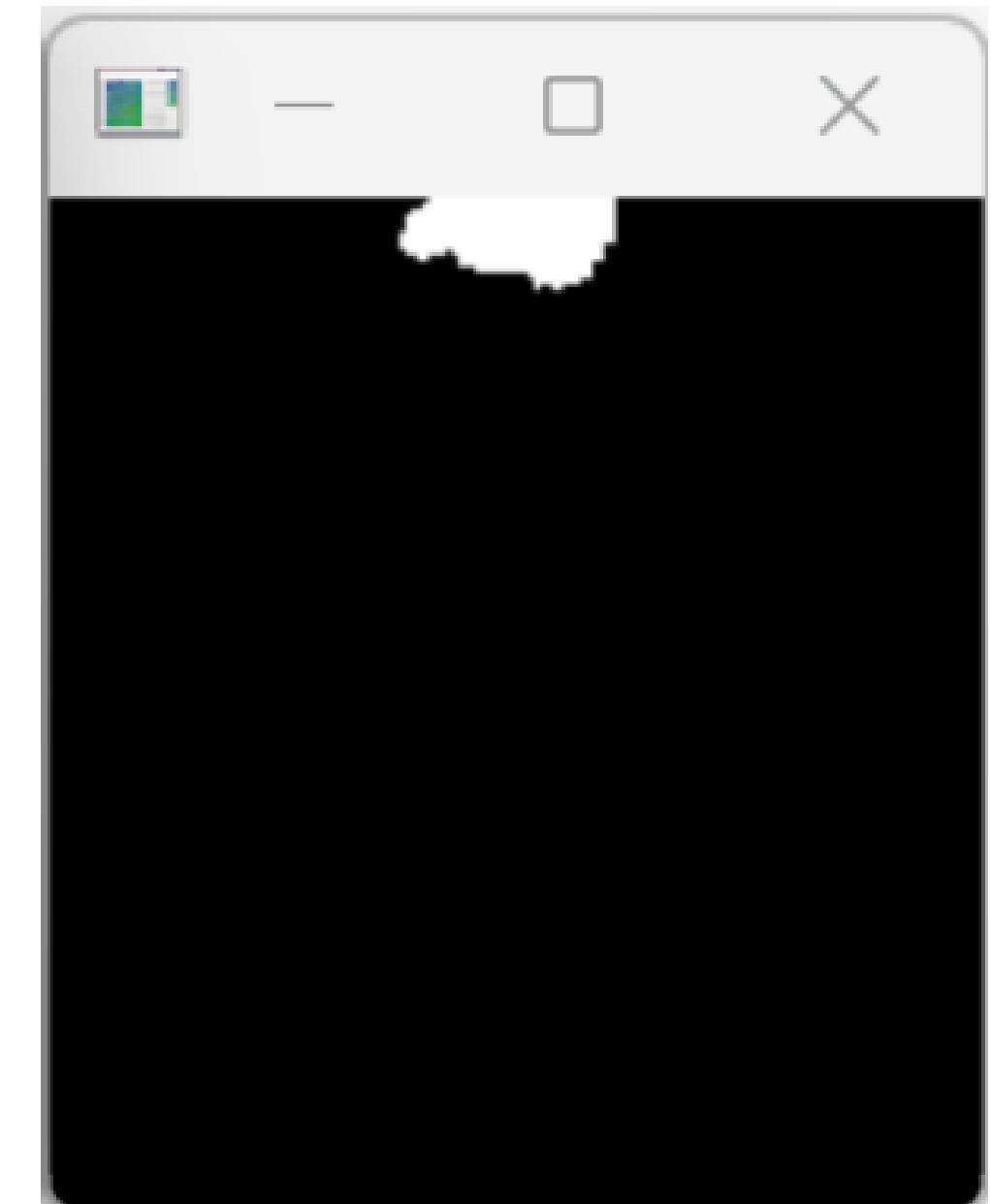


< After Cropping >

이미지 전처리 - Image Blurring & Binary Thresholding

Image Blurring & Binary Thresholding

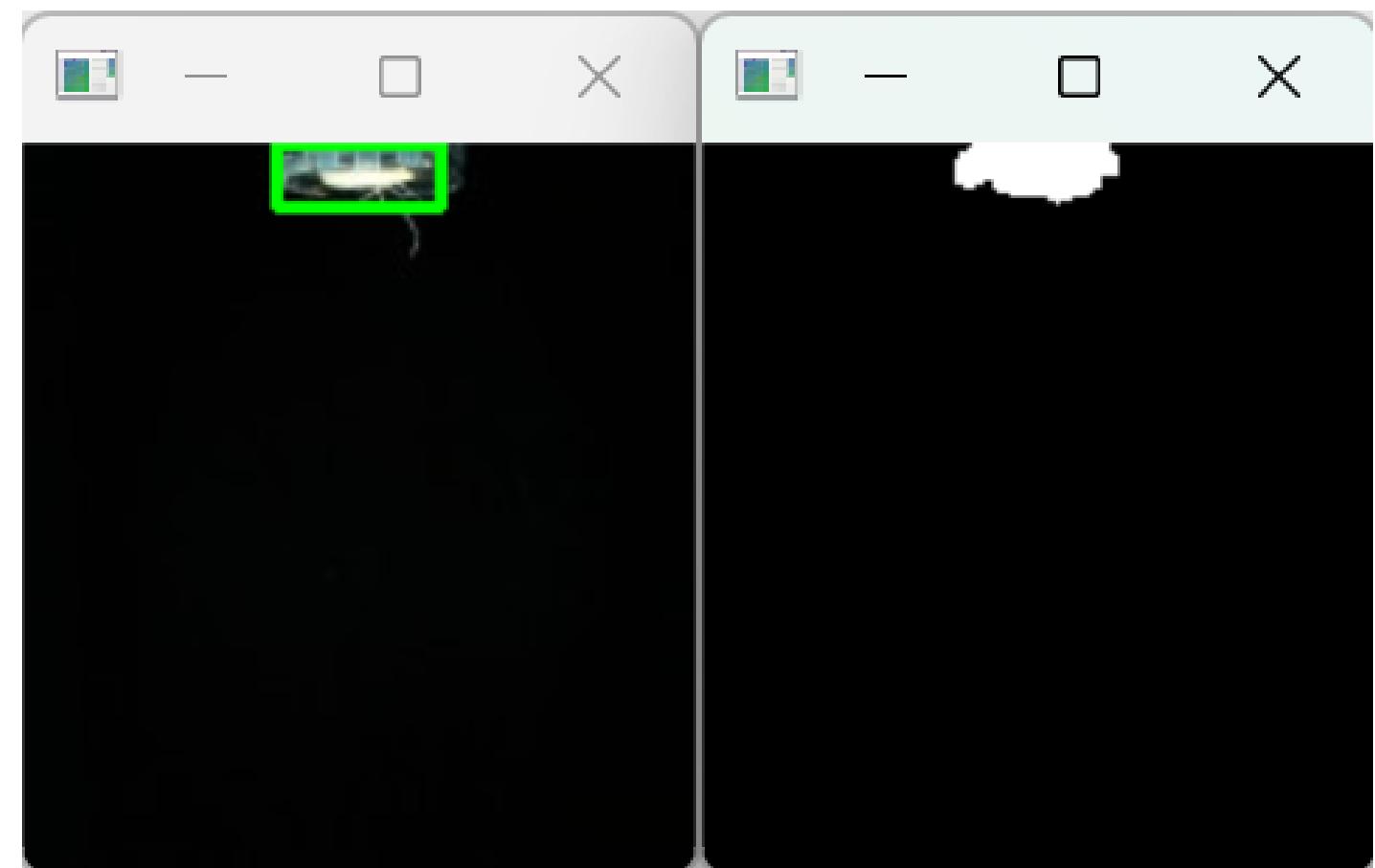
- : 화분의 어두운 부분이 임계값에 검출되지 않으면 화분이 예쁘지 않게 인식되거나 파편화되어 인식될 수 있어 5x5 마스크 크기로 블러 처리.
- : 이진 임계값을 적용하여 픽셀 값을 흰색 또는 검은색으로 변환



< After Image Blurring & Binary Thresholding >

이미지 전처리 - Detecting Bounding Rectangles of the Plant Pots - #1

Detecting Bounding Rectangles of the Plant Pots
: 오른쪽의 이미지에서 하얀색 화분의 흰색 픽셀 값에
대해 bounding rectangle을 검출했다. 찾아낸
bounding rectangle은 왼쪽의 원본 이미지에 표시하
였다.

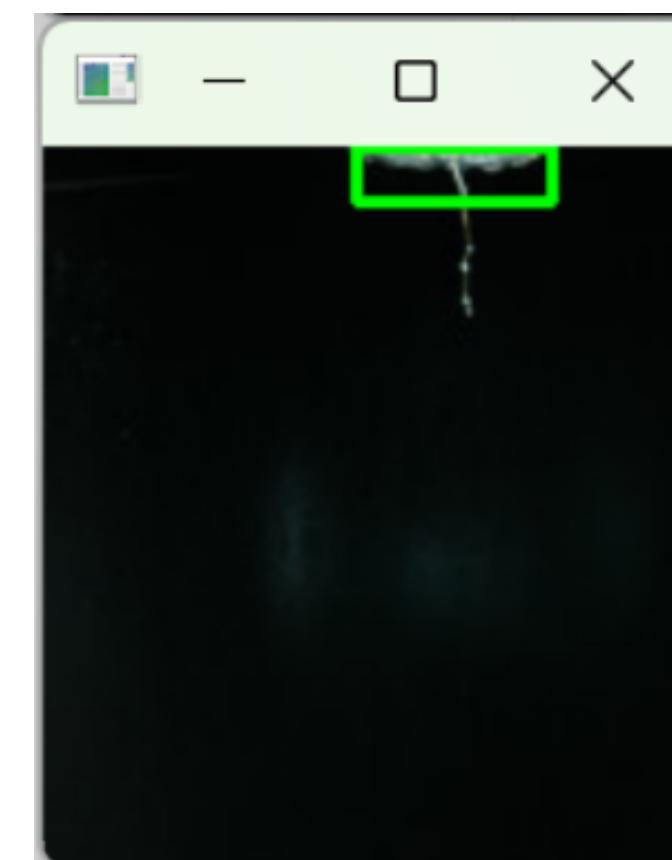


< After Detecting Bounding Rectangles of the Plant Pots >

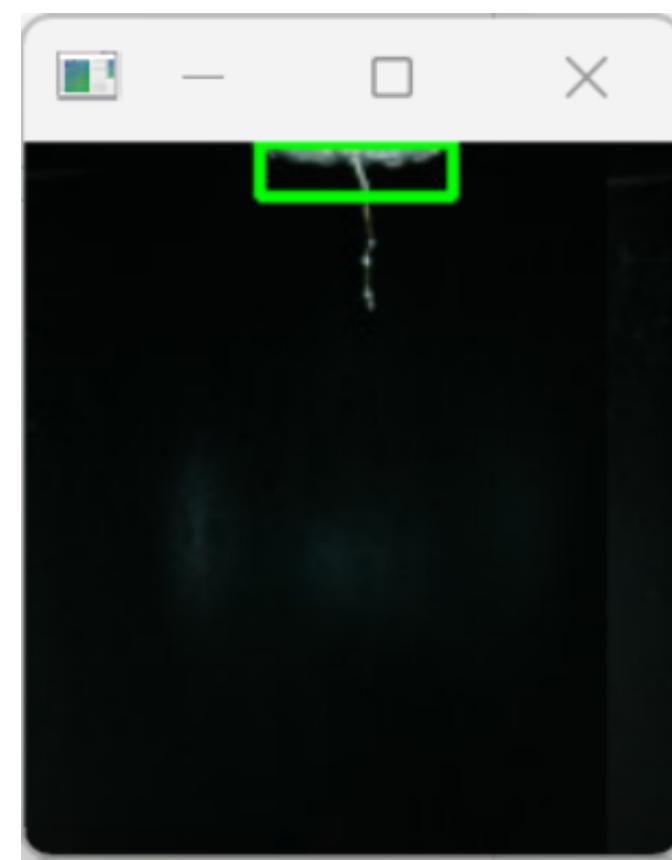
이미지 전처리 - Aligning Images

Aligning Images to the X-Axis Center using
BoundingRectangleCoordinates

: 찾아낸 화분의 boundingrectangle의
좌표 정보(x, Y, w, h)를 활용하여 이미지를 x축의 중앙으
로 정렬하여 화분을 가운데로 정렬하여 더욱 직관적인
시각화.



< Before Aligning Images >



< After Aligning Images >

이미지 전처리 - Detecting Bounding Rectangles of the Plant Pots - #2

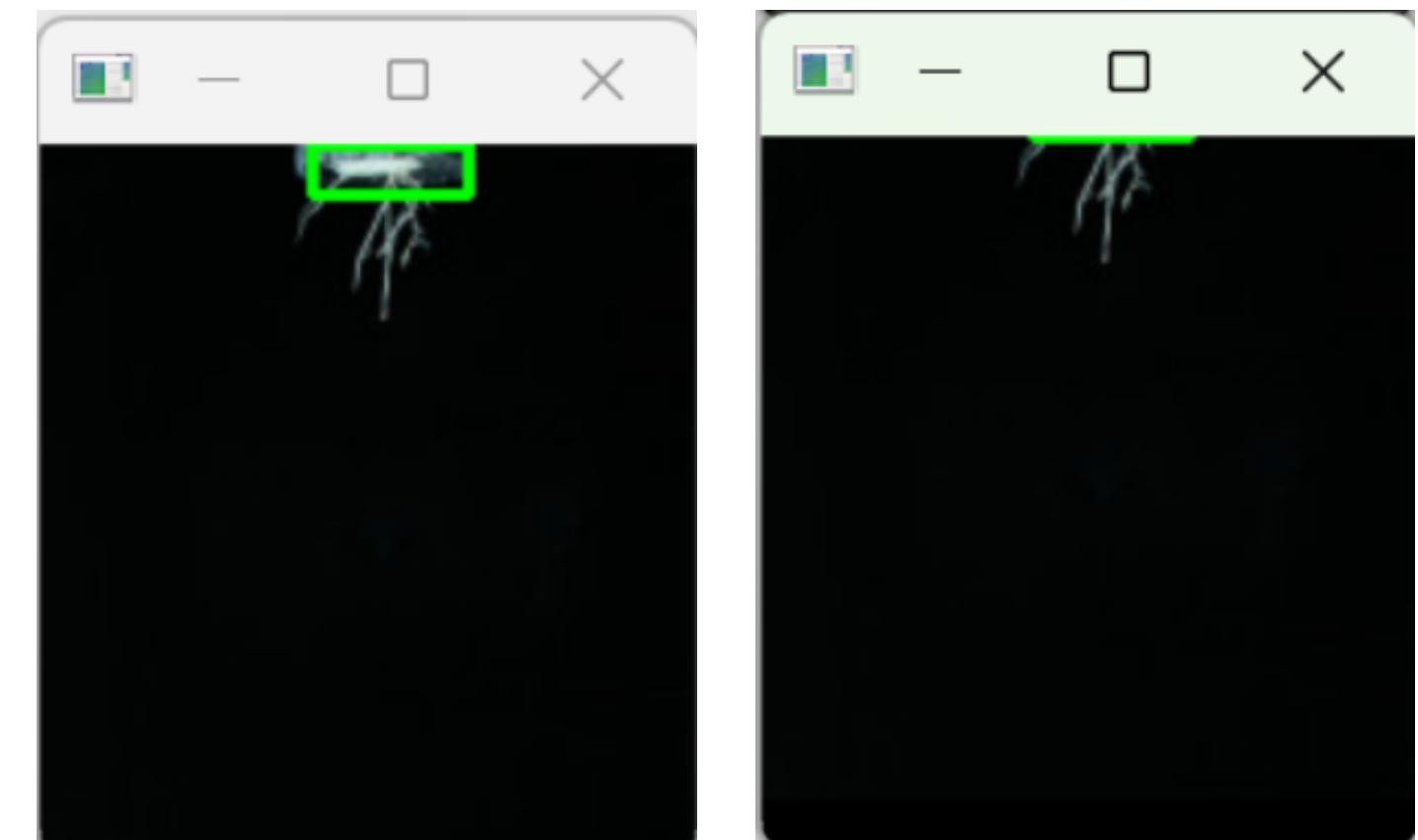
Detecting Bounding Rectangles of the Plant Pots using morphological transformation

: #1. 뿌리의 크기까지 포함하여 bounding rectangle을 그리므로 화분을 제거의 어려움.

: #2. x축으로 긴 형태의 structure를 이용하여 morphological transformation을 적용.

뿌리가 세로로 자라난 경우를 제거하기 위해 opening을 적용.

x, Y, h 값을 사용하여 이미지를 위로 옮겨서 화분을 제거.



< After using morphological transformation >

이미지 전처리 - Cropping - #2

Cropping

: 양쪽으로 사용되지 않는 부분이 많이 남아있기에 추가적으로 양 옆을 더 잘라냄.

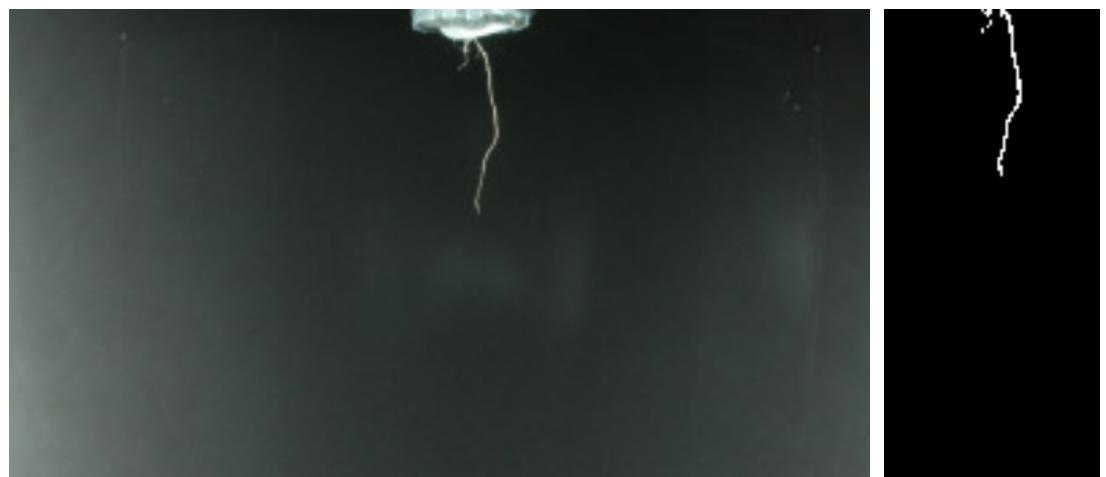


< Before Cropping >

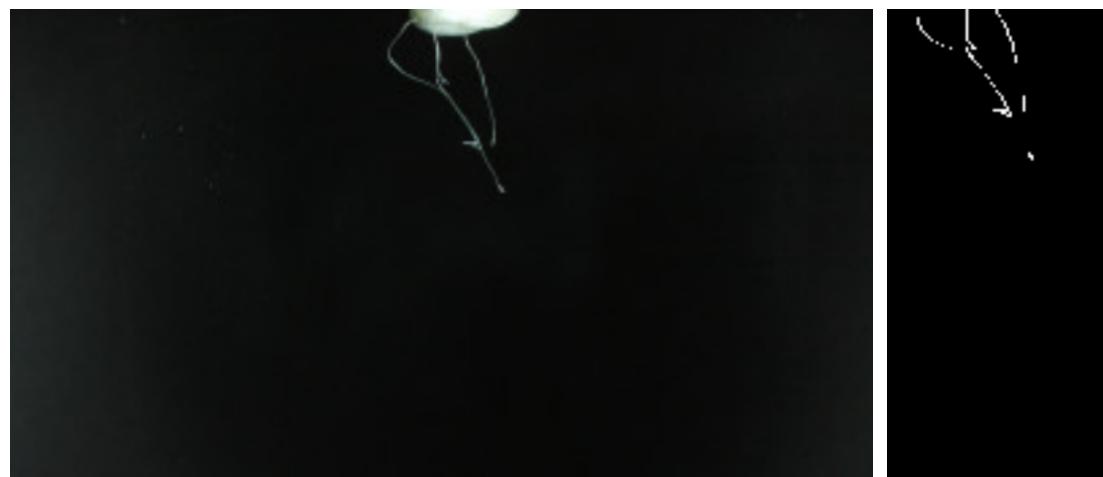


< After Cropping >

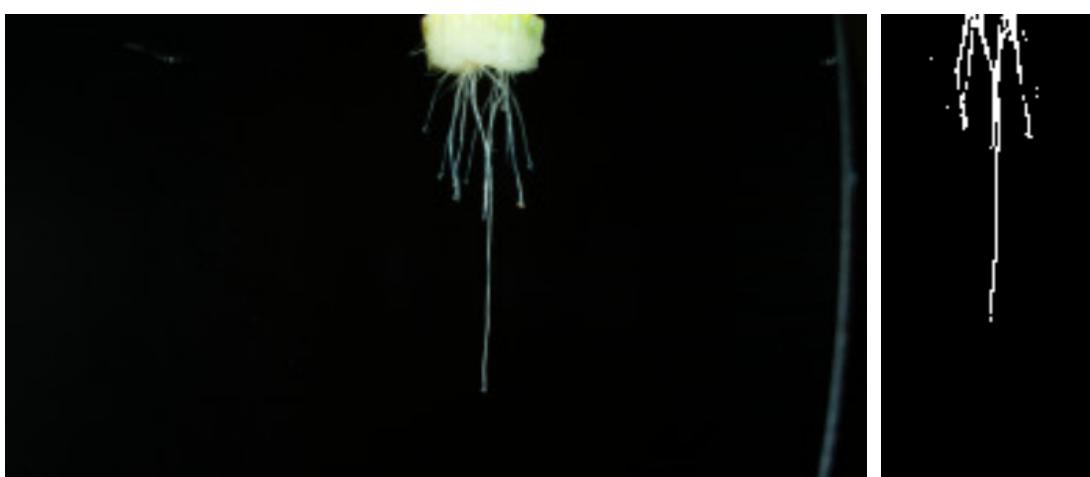
뿌리 전처리 전과 후 비교



< Example 1 >



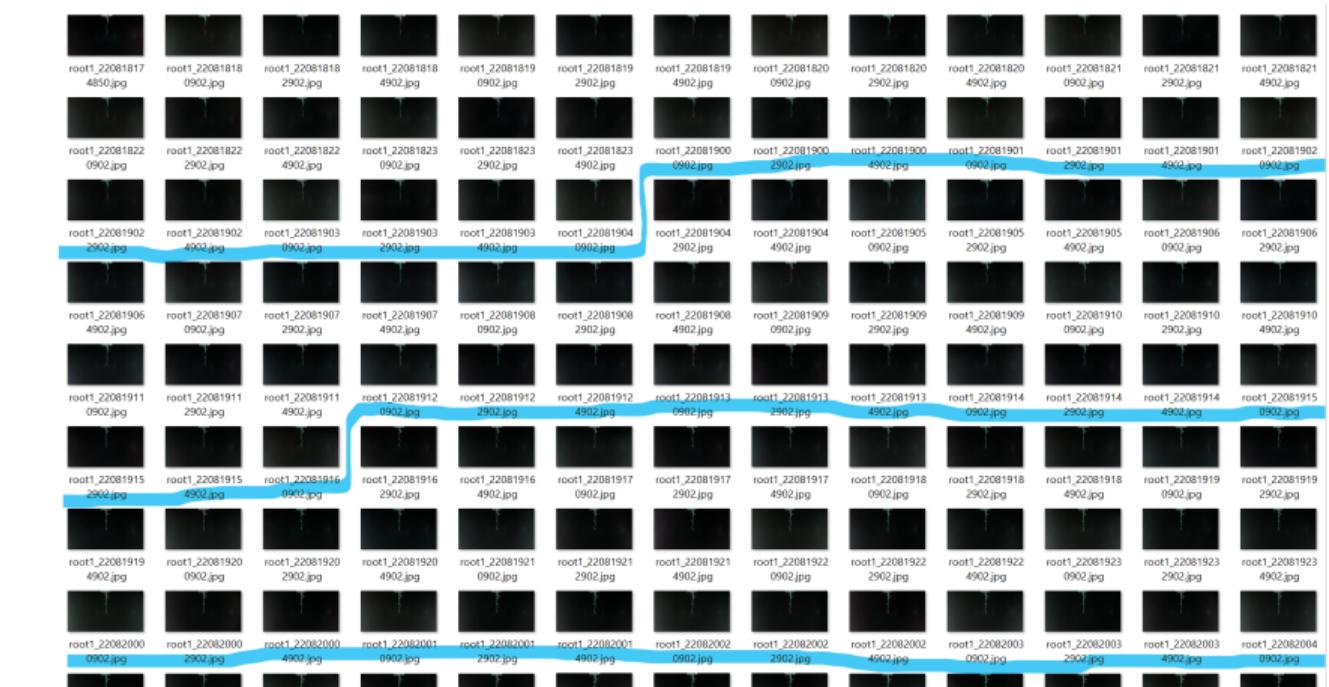
< Example 2 >



< Example 3 >

데이터 라벨링

데이터로 받은 각 식물에 대해서 첫 이미지를 식물이 성장하기 시작한 0시로 가정을 하고, 각 파일의 파일명을 읽어 12시간 단위로 라벨링



0-12

12-24

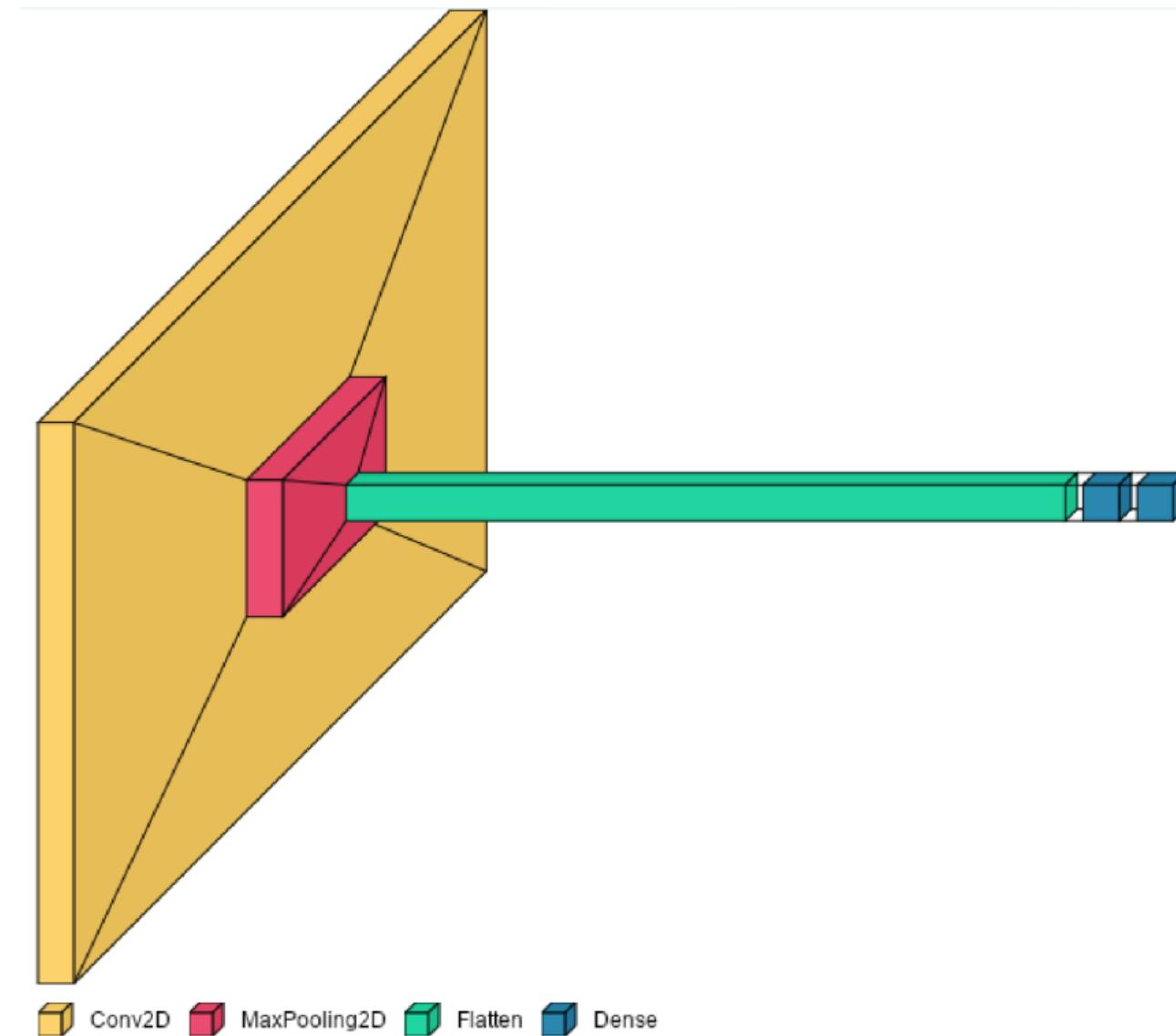
24-36

CNN

CNN 모델로 학습

Root1 폴더 10개로만 학습 진행

epochs = 10



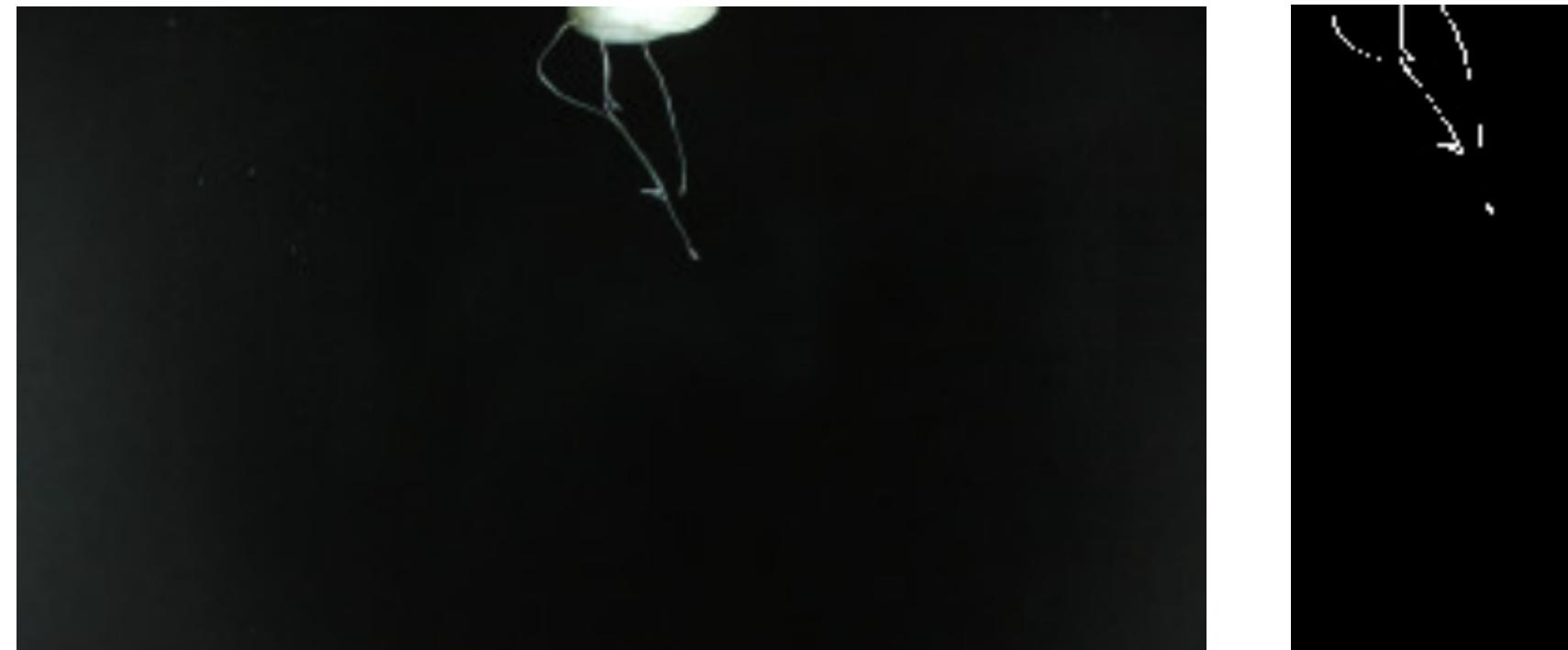
평가 기준

정확도 (Accuracy): 전체 예측 중 올바르게 분류된 샘플의 비율로, 가장 기본적인 평가 지표.

클래스 불균형 문제가 없는 경우에는 유용한 지표이지만, 클래스의 분포가 불균형하거나 오차의 중요도가 다른 경우에는 다른 평가 지표를 함께 고려해야함



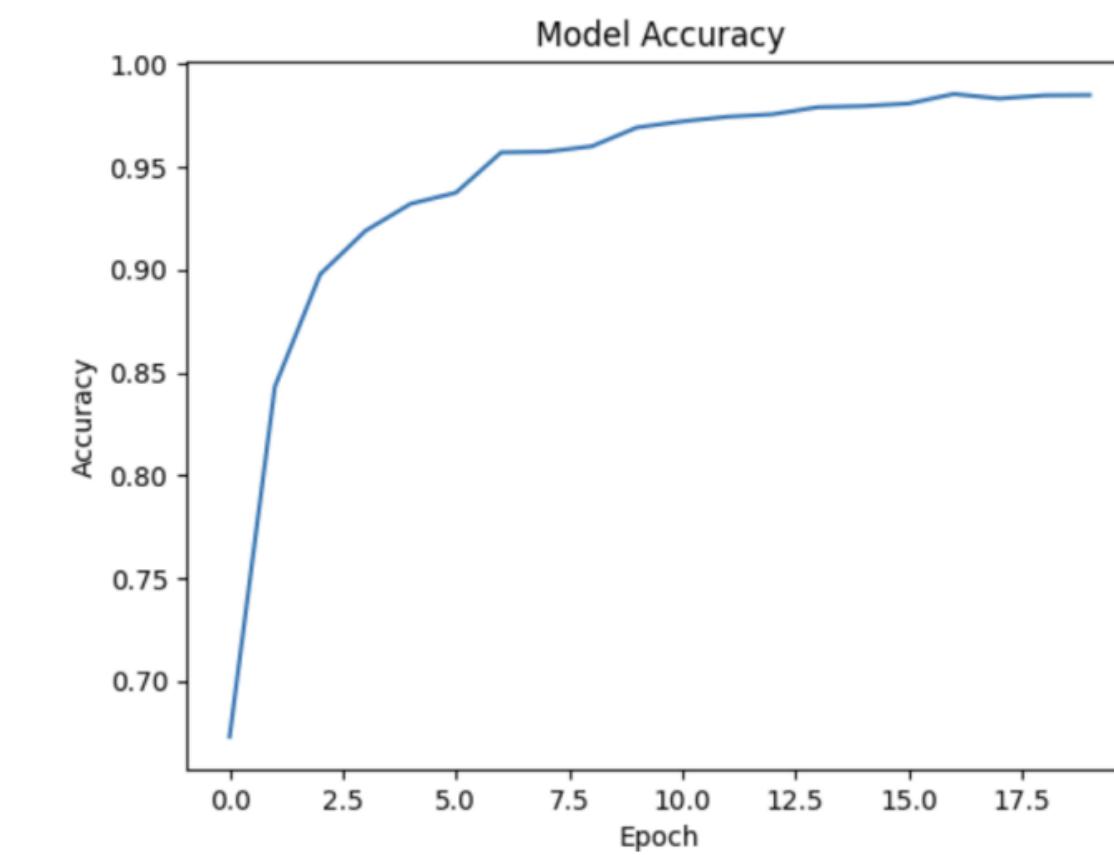
Image preprocess



Before

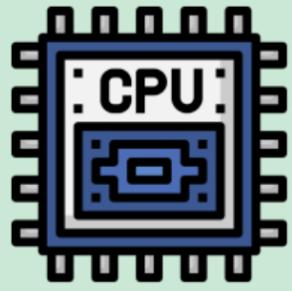
After

Accuracy



Test accuracy : 0.5084
loss : 5.95

04 Discussion



성능의 한계



데이터의 부족

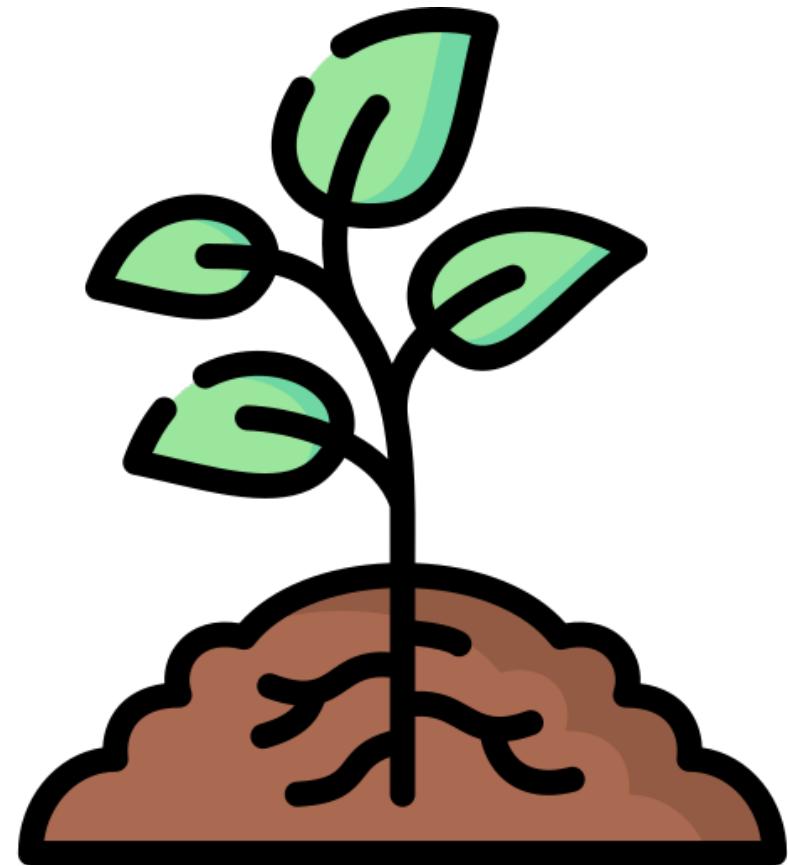


데이터의 한계

Why your results are better/worse than other methods?

How to improve the result?

관련 지식



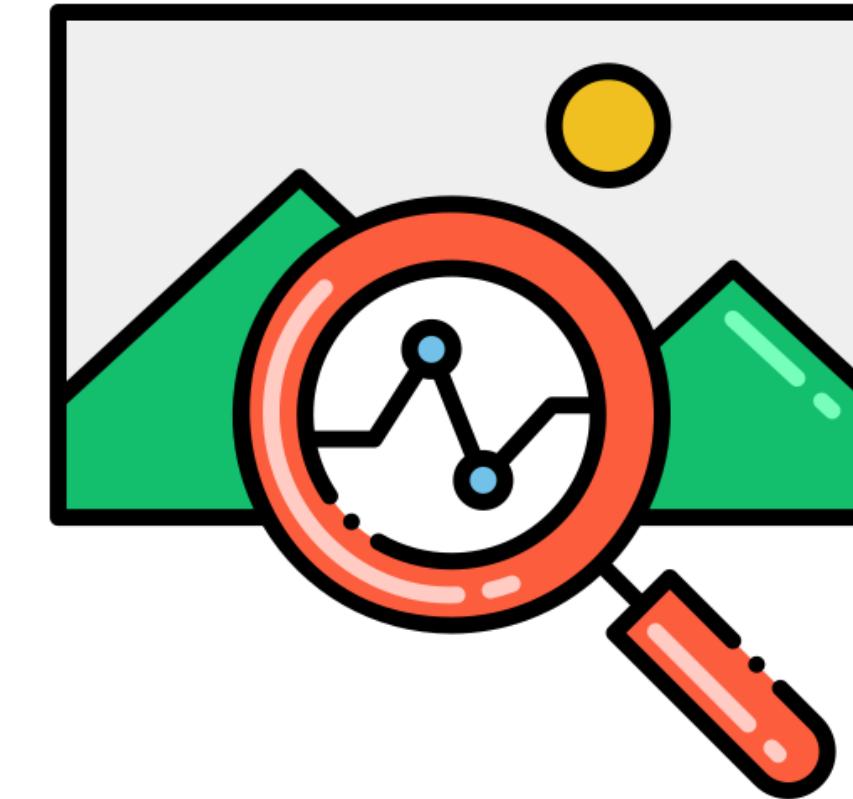
어떤 데이터에 어떤 특징을 담아낼지, 그리고 학습을 시킬 때에서 어떤 특징을 최대한 이용하려고 할지를 알고 방향성을 잘 잡을 수 있음

데이터



AI를 학습하기 이전에 좋은 데이터를 모으고 가공하는데 상당히 많은 노력이 필요하다는 것을 체험

전처리



전처리 과정을 경험해볼 수 있었고, 전처리 작업이 얼마나 중요한지 몸소 깨닫게됨