**Fruit Fire blight Image Classification**

Year-dream school, Bopy CV project

최윤석, 안희수, 허재호

**요약**

사과 이미지 37024개와 배 이미지 22991개의 이미지 데이터들을 각각의 과수에서 발생되는 질병으로 구분하였다. 배의 질병에는 배검은병무늬병, 배과수화상병이 있고, 사과에는 사과갈색무늬병, 사과과수화상병, 사과부란병, 사과점무늬낙엽병, 사과탄저병이 있다. 배에서는 3개의 다중 클래스들을 MobileNet 모델로 학습을 시켰고, 사과는 6개의 다중 클래스들을 VGG19 모델로 학습을 시켰다. 또한 Flask를 이용한 API 구축에서는 사과와 배, 두개의 선택지를 적용시켜서 이미지를 업로드 할 때 따로 업로드 시킬 수 있도록 적용하였다.

1. **서론**

본 학습에서는 사과와 배의 국내 과원들에서 지금까지 발병한 사진들의 데이터들을 이용해 차후 발생하는 사과와 배의 질병 증상들을 발견하였을 때 초기에 질병명을 구분을 하여 맞는 치료법을 제공할 수 있게 하기 위한 자료를 만드는 것을 목표로 하였다.

1. **데이터의 설명**

본 데이터는 아래의 주소에서 제공된 데이터를 사용하였다 <https://www.aihub.or.kr/aihubdata/data/view.do?currMenu=115&topMenu=100&aihubDataSe=realm&dataSetSn=146>

설명: 사과와 배의 화상병 및 유사 병종의 이미지 데이터

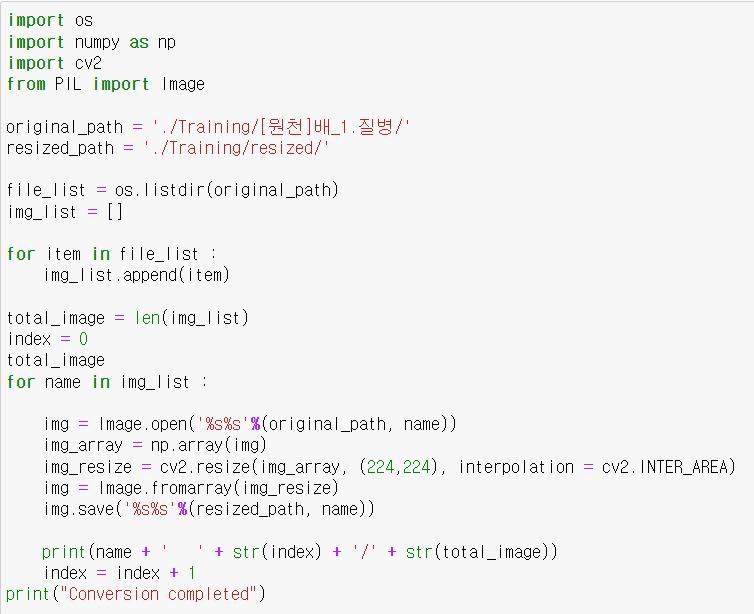
질병명: 배의 질병에는 배검은병무늬병, 배과수화상병이 있고, 사과에는 사과갈색무늬병, 사과과수화상병, 사과부란병, 사과점무늬낙엽병, 사과탄저병이 있다.

아래 그림 1은 원본데이터에서 제공된 총 이미지들의 개수이다. 이 데이터에서는 증강 이미지들도 포함이 되었기 때문에 원본 데이터의 크기가 총 100기가가 넘었고, 데이터의 구분이 정상과 질병 두개의 폴더로만 나뉘어져 있었다.



그림 1 원본데이터 질병 별 이미지의 개수

원본 데이터의 개수와 크기가 너무 커서 활용하기가 힘들었기 때문에 우선 증강데이터들을 다 제거하였고 코드 1의 resize\_img 코드를 통해 원본데이터를 (224,224)의 사이즈로 줄이는 작업을 하였다



코드 resize\_img 코드

이미지 변환후 총 파일들의 크기는 1기가 미만으로 줄어들어서 학습에 용이하게 되었다

1. **데이터 분석**

처음에는 배와 사과와의 구분없이 그림 2의 질병으로 구분을 하였고 거기서 정상 배와 정상 사과를 추가해 총 9개의 클래스들로 다중 클래스 이미지 분류를 시켰지만 배의 열매 데이터의 부족으로 학습 결과에서 배와 사과의 구분을 확실히 못하는 모습을 보여주었다.

이 데이터들을 각각 배와 사과의 폴더에 나누었고, 배에서는 정상, 배검은병무늬병, 배과수화상병의 3개의 클래스들로 나누어 다중 클래스 분류를 하였다. 그리고 사과에서는 정상, 사과갈색무늬병, 사과과수화상병, 사과부란병, 사과점무늬낙엽병, 사과탄저병의 6개 클래스들로 나누어 다중 클래스 분류를 하였다.



그림 질병 구분

아래의 그림 3에서 라벨링 된 데이터의 파일명을 통해 각각 질병코드에 맞는 폴더로 분류를 해주었다.

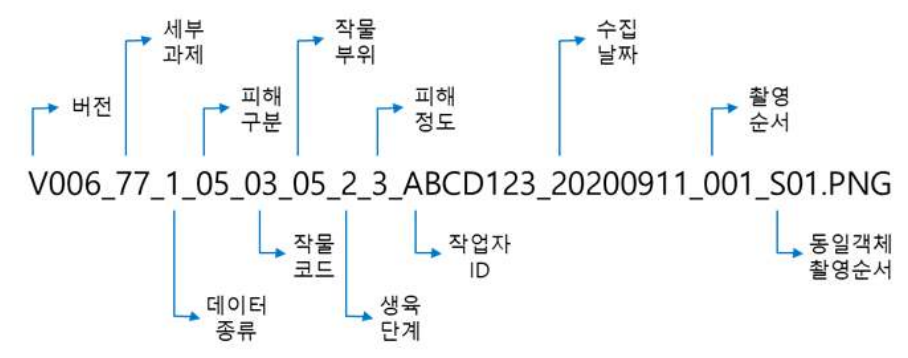


그림 파일명

1. **사용한 딥러닝 모델들**

팀원들 각자 Resnet50, MobileNet, VGG19 모델들을 나누어 테스트를 해보았고 그 중에서 정확도가 제일 높았던 VGG19모델을 최종적으로 결정했다. 하지만 결과를 출력하는 과정에서 배의 열매의 데이터수가 상대적으로 많이 부족했기에 배와 사과를 구분하지 못하는 모습을 보여주었기에 3개의 배 클래스들을 MobileNet으로 학습시켰고, 6개의 사과 클래스들을 VGG19 모델로 학습시켰다. 학습 결과 아래 표 1과 같은 결과를 도출해 냈다.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | **배** | **사과** |
|  | **MobileNet** | **VGG19** |
| **Validation Loss** | 0.0761 | 0.0922 |
| **Validation Accuracy** | 0.9739 | 0.9705 |

표 딥러닝 모델 학습 결과

1. **예측 결과 출력**



코드 배 예측 결과 출력 코드

위의 출력 코드를 통해 아래와 같은 결과를 얻었다

배 예측결과

정상 배를 모델에 넣어서 예측을 시켜봤을 때 아래와 같은 열매와 나무, 그리고 잎을 각자 구분할 수 있었다

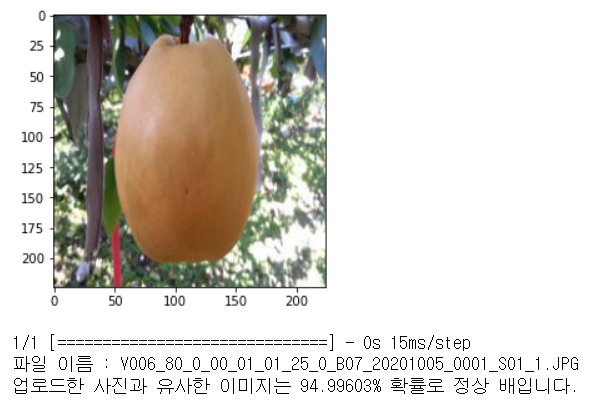


그림 정상 배의 열매

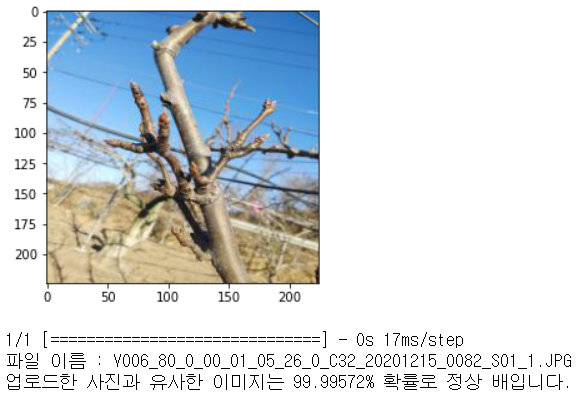


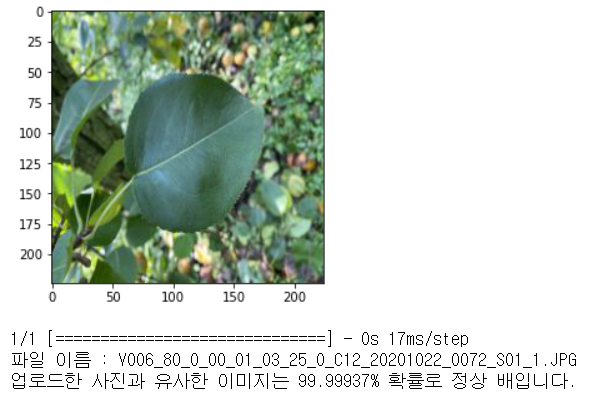
그림 정상 배의 나무

그림 정상 배의 나무

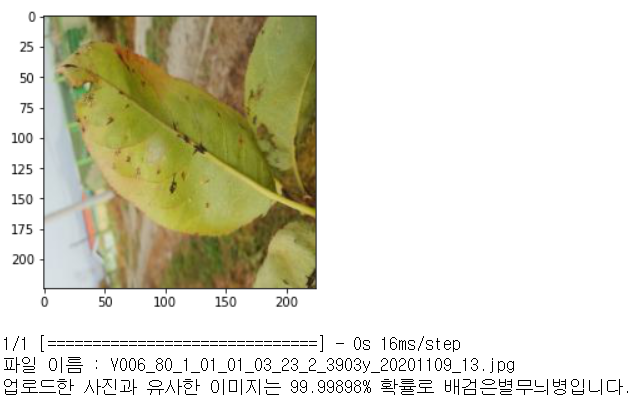
질병에 걸린 배를 모델에 넣어 예측을 시켜봤을 때에도 정확한 결과가 나왔다

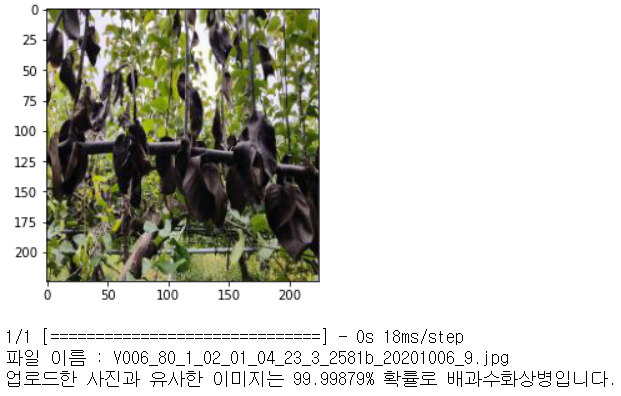
그림 배검은별무늬병

그림 배과수화상병



코드 사과 예측 결과 출력 코드

위의 출력 코드를 통해 아래와 같은 결과를 얻었다

**사과 예측 결과**

정상 사과를 모델에 넣어서 예측을 시켜봤을 때 아래와 같은 열매와 나무, 그리고 잎을 각자 구분할 수 있었다

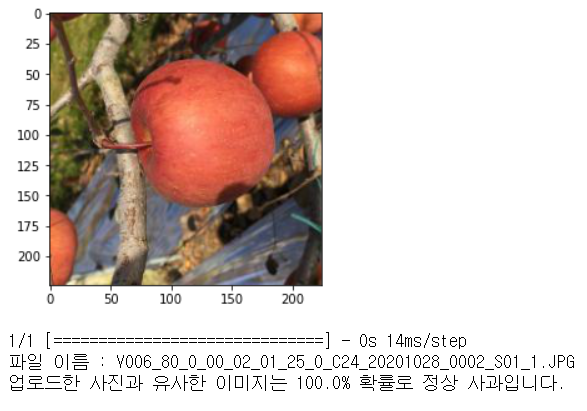


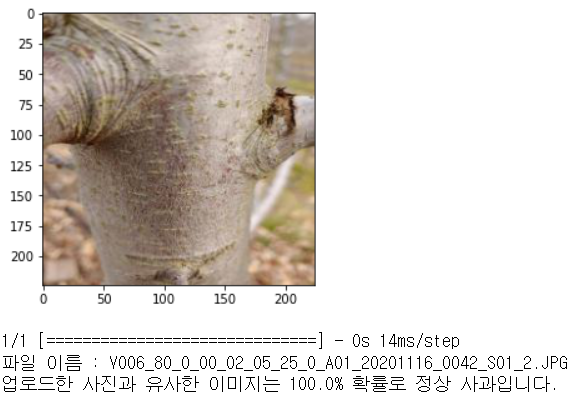
그림 정상 사과 열매

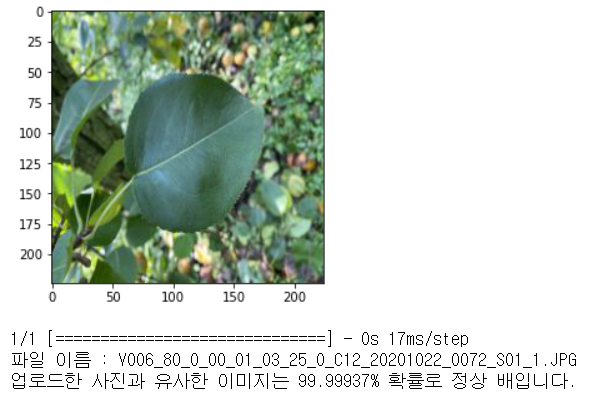
그림 정상 사과 나무

그림 정상 사과 잎

질병에 걸린 사과들을 모델에 넣어 예측을 시켜보았을 때도 정확한 예측 결과가 나왔다

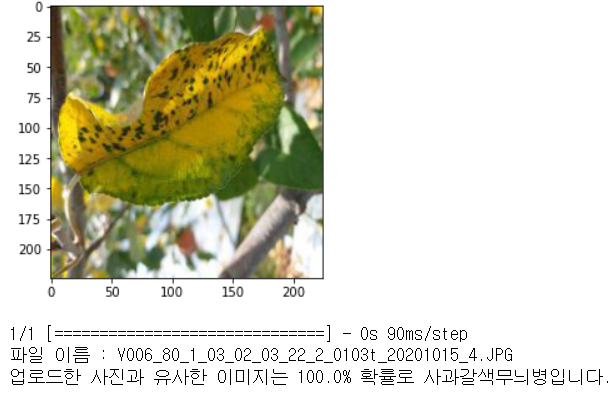


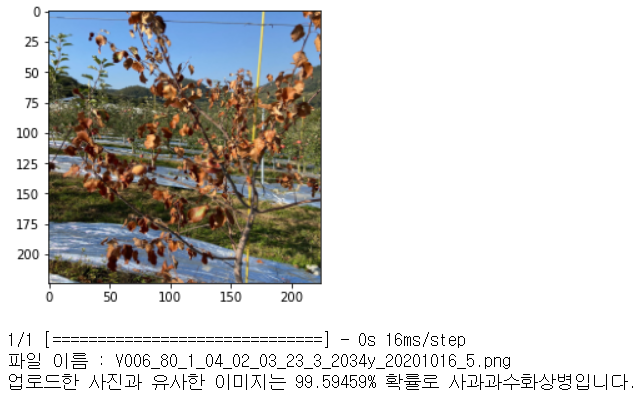
그림 사과갈색무늬병

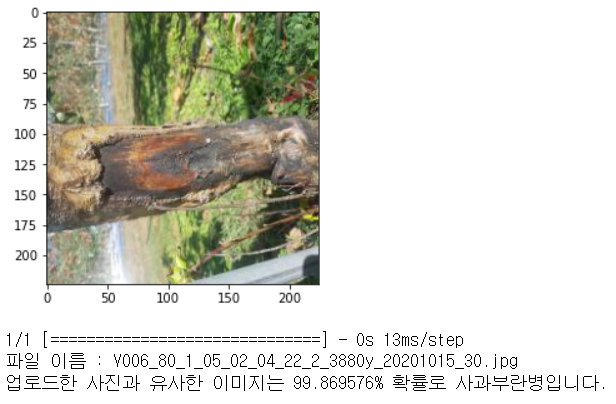
그림 사과과수화상병

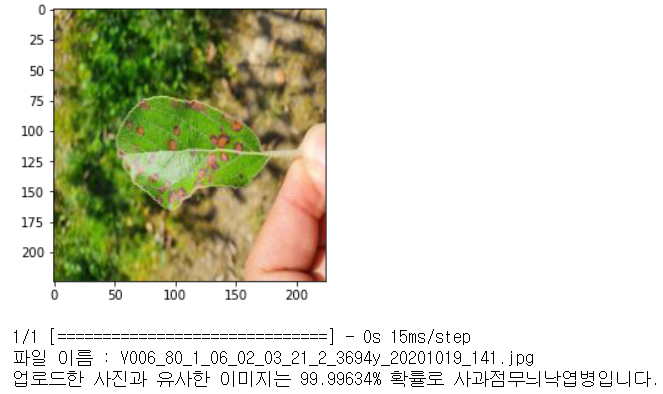
그림 사과부란병

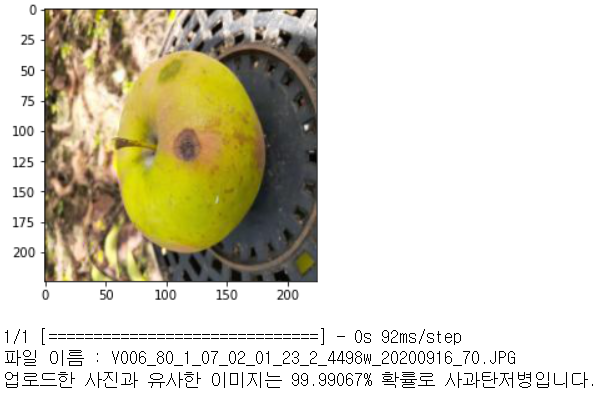
그림 사과점무늬낙엽병

그림 사과탄저병

1. **Flask API 구현**
2. **한계**

여러 개의 사과나 배의 이미지가 주어지면 그 이미지에서정확한 증상이 있는 부분을 탐지할 수 없기 때문에 잘못된 결과가 나온다.

우선 정확한 결과를 얻으려면 이미지를 선별하여 1개의 확대된 이미지가 주어져야 하고 정확한 질병의 확대된 이미지가 주어져야 좋은 예측 결과를 기대해 볼 수가 있다

1. **구현하고 싶은 것들**

아래와 같이 질병 피해 정도에 따라 어떤 치료제를 투입할지 말지를 결정할 수 있기 때문에 그것에 따른 예측 결과에 따른 정보를 제공한다



그림 질병 피해 정도

Bounding Box를 통한 Segmentation 또는 Object Detection을 통해 사진에서 사과와 배의 구분을 먼저 할 수 있도록 만들고, 질병이 확대된 이미지가 아니더라도 질병을 알아서 구분해 줄 수 있도록 한다

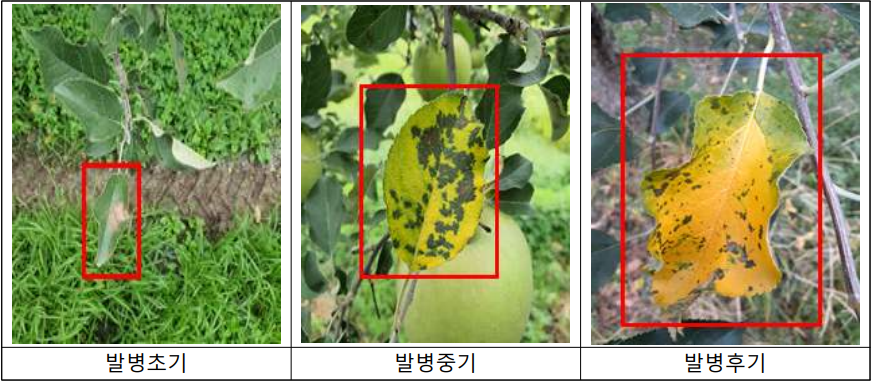


그림 Bounding Box

1. **결론**

본 프로젝트에서는 사과와 배에서 많이 발생하는 질병들의 이미지 데이터를 통해

정상과 질병들을 분류하기 위해 3개와 6개의 다중 클래스 이미지 분류를 통해 학습을 시켰고 높은 예측 결과를 도출해냈다. 하지만 한계점들이 존재하기에 그것에 대한 보완이 필요한 것으로 보인다.