# SAVEUS IN THE SAVE BEARTH

서비스 산업 데이터를 활용한 빅데이터 8회차\_H반 3조

- Outline



- Process
- Expectation
- Review

One step

# PROJECT OUTLINE

비전있는 비전공자

# 인류의 축복에서 재앙으로

플라스틱이 지구에 미치는 환경오염과 그에 따른 실태

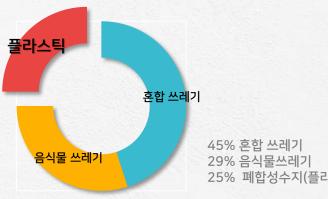
### 전세계 플라스틱 오염실태



\_쓰레기 문제는 환경에서 차지하는 비중이 매우 크고, 미래에는 쓰레기를 얼마나 줄이고 재활용 할 수 있느냐의 관점으로 이어질 것

\_최근 사회의 뜨거운 이슈인 ESG를 비롯한 탄소중립, Recycle등이 주목을 받고 있음

\_국내 쓰레기 배출 비중을 확인해보면 일 평균 45,000톤 정도의 쓰레기가 배출되고 있음



25% 폐합성수지(플라스틱) 쓰레기



분리배출이 가능한 쓰레기의 종류에서 플라스틱의 비중이 높다는 것을 알 수 있음

# 인류의 축복에서 재앙으로

플라스틱이 지구에 미치는 환경오염과 그에 따른 실태

### 플라스틱, 한국의 위치는 지금 어디에?



\_한국 1인당 연간 플라스틱 소비량 88kg으로 '세계 3위'

\_10년간 대한민국 플라스틱 발생량 70% 상승

# 플라스틱으로 가득 찬 세상

그린피스 제작



# **SAVE US, SAVE EARTH**

재활용 가능한 페트병 이미지를 통한 분류 예측 모델 (다중 분류 모형)

### 플라스틱재활용생활화



\_플라스틱 연간 생산량은 꾸준히 증가, But 플라스틱 분리배출 및 분리수거에 대한 상식 부족

\_재활용이 될 수 있는 비율이 가장 높은 자원은 플라스틱이며, 역설적으로 재활용이 가장 안되고 있는 자원 또한 플라스틱!



플라스틱은 생태계 오염 발생 원인의 1순위 자원이며, 플라스틱 1%만 줄여도 연간 640억 절감의 경제적 효과를 가져올 수 있음

# **SAVE US, SAVE EARTH**

재활용 가능한 페트병 이미지를 통한 분류 예측 모델 (다중 분류 모형)

### 프로젝트목표

- ↑ 제활용이 가장 많이 될 수 있는 플라스틱에 집중하여 <u>재활용이 가능한 플라스틱</u>과 <u>재활용이 불가능한 플라스틱</u>을 구분할 수 있는 이미지 다중 분류 모델 개발
- 26개의 카테고리(플라스틱, 재활용이 가능한 플라스틱, 캔, 유리, 종이, 기타)로 나누어 이미지 분류를 가능하게 함
- **3**합성곱 신경망 (Convolutional Neural Networks) 모델을 사용하여 다중 분류 모델 개발
- 4 다양한 모델 학습을 통해 가장 최적의 모델을 선택하여 새로운 쓰레기 이미지 데이터를 학습시켰을 때, 정확도(Accuracy)가 80-90% 이상이 나오도록 함
- 5 향후 우리의 모델이 사회에서 어떻게 활용될 수 있을지 기대 효과 제시

# **SAVE US, SAVE EARTH**

재활용 가능한 페트병 이미지를 통한 분류 예측 모델 (다중 분류 모형)

# Team, 비전있는 비전공자



Two step

# PROJECT PROCESS

비전있는 비전공자

# 프로젝트 진행 프로세스



# 키워드 추출 및 데이터 수집

구글 이미지 크롤링 및 캐글 데이터 수집



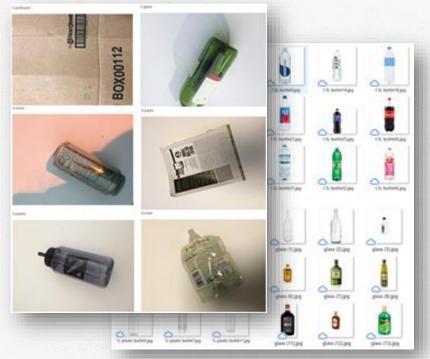
### \_\_\_ 데이터 수집 요약

- 1 이미지 크롤링을 위한 키워드 100개 선정
- 2한 키워드 당 대략 500장 정도의 이미지 크롤링
- 3캐글 이미지 데이터 추가 확보
- 4실제 가용 데이터로 사용 할 수 있는 이미지 분류 작업

# 데이터 분류

총 33,000개 이미지에서 6개의 카테고리 분류 작업

### . 이미지분류작업



실제 분류한 데이터 이미지

### \_ 카테고리설정

\_6개의 카테고리 설정 { '플라스틱' , '재활용이 가능한 플라스틱' , '캔' , '유리' , '종이', '기타'}

\_전체 수집 데이터 33,000개 中 가용 가능 데이터 2,720개

\_추가 캐글 데이터 2,504개

>>> 총 학습 데이터 5,224개 확보 (전체 데이터 33,000개 에서 캐글 데이터 추가하여 사용 가능 데이터 15% 활용)

# 데이터 전처리

이미지 증식, 리사이징, 넘파이 배열 변환, 데이터 정규화



### 전처리과정요약

1이미지 증식

**5**Train / Test Set 나누기

**2**분류 카테고리 지정

**6**npy 파일 저장

3이미지 리사이징

**7**데이터 정규화

**4**넘파이 배열 변환



### \_\_\_ 이미지증식

```
datagen = ImageDataGenerator(
    rotation_range=40,
    width_shift_range=0.2,
    height_shift_range=0.2,
    shear_range=0.2,
    zoom_range=0.2,
    horizontal_flip=True,
    fill_mode='nearest')
```

\_적은 데이터셋에서 최대한 많은 정보를 뽑아 내서 학습할 수 있도록 이미지 증식

\_Keras의 ImageDataGenerator 클래스를 사용

\_이미지 회전, 평행 이동, 임의 확대/축소 등의 인자를 사용하여 이미지 증식

>>> <u>5,200개의 Raw Data에서 53,000개까지 데이터 증식</u>

# 분류 카테고리 지정 & 이미지 리사이징

데이터 전처리

### \_\_\_\_ 분류카테고리지정

\_이미지를 Numpy 배열로 변환하기 위해 첫번째로 증식한 이미지 데이터의 카테고리를 지정

### \_\_\_ 이미지 리사이징

```
image_w = 64
image_h = 64
```

\_각기 다른 사이즈의 이미지를 한 사이즈 (64\*64)로 통일

# 넘파이 배열 변환

데이터 전처리

### \_\_\_ 이미지증식

\_모델에 학습시키기 위해 이미지를 Numpy 배열로 변환

\_이미지는 RGB 형식으로 변환

```
from PIL import Image
import glob
import numpy as np
## 데이터 저장 리스트
X = [] # 이미지(numpy 배열) 리스트
Y = [] # label 리스트
print('====== 변환을 시작합니다. ========')
for idx, cat in enumerate(categories):
   ## label 지정
   label = [0 for i in range(nb_classes)]
   label[idx] = 1
   ## 이미지 경로 리스트
   image_dir = folder_dir + '/' + cat
   files = glob.glob(image_dir + '/' + '*.jpg')
       img = Image.open(f)
      img = img.convert("RGB")
      img = img.resize((image_w, image_h))
       data = np.asarray(img)
      X.append(data)
      Y.append(label)
   ## 저장 진행 상황 출력
      if i % (len(files)/10) == 0:
          print('.', end='')
   print(categories[idx], '이미지 >>> Numpy 배열[완료]')
print('====== 변환을 성공적으로 완료했습니다! =======')
X = np.array(X)
Y = np.array(Y)
```

# Train/Test Set & 데이터 정규화

데이터 전처리

### \_\_ Train/Test set나누기

```
from sklearn.model_selection import train_test_split

X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, Y, test_size=0.2)
train_test_set = (X_train, X_test, y_train, y_test)
```

\_Sklearn의 train\_test\_split 모듈을 활용하여 test set의 사이즈를 0.2로 지정

### \_\_\_\_ npy 파일저장

\_전처리가 끝난 train\_test\_set 데이터를 npy 파일로 저장

### \_\_\_ 데이터 정규화

```
X_train = X_train.astype("float") / 255
X_test = X_test.astype("float") / 255
```

\_모델 학습 전에 데이터 값의 범위를 0~1 사이의 값으로 바꿈 \_Scale이 큰 Feature의 영향이 비대해지는 것을 방지

# 모델구축

CNN, 전이 학습



### \_\_\_\_ 모델구축과정

**1**초기 CNN

**2**전이학습

1. VGG 16

2. ResNet50

**3**성능향상 CNN

# 모델 구축 프로세스

CNN, 전이 학습

### \_\_\_\_ CNN->전이학습->성능향상 CNN

<u>초기 CNN 모델</u>을 구축했을 때, 현재 확보한 이미지 데이터의 양이 적어 모델의 성능이 낮은 것으로 판단

적은 데이터셋으로도 좋은 성능을 내는 <u>전이 학습 모델</u>을 사용 (VGG16, ResNet50)

초기 CNN 모델보다 긴 학습 시간이 필요하지만 그만큼의 성능 향상은 나오지 않음

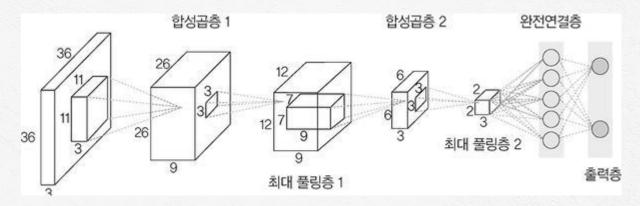
다시 초기 CNN 모델 돌아가 Conv2D, MaxPooling2D, Dropout를 적절히 사용하여 <u>모델 성능을 향상</u>시킴



모델 구축

### \_\_\_\_ CNN?

\_음성 인식이나 이미지/영상 인식에서 주로 사용되는 CNN 모델(합성곱 신경망)을 채택하여 사용 \_CNN 모델은 다차원 배열 데이터를 처리하도록 구성되어 컬러 이미지 같은 다차원 배열 처리에 특화되어 있으며, 다음과 같이 다섯 개의 층으로 구성



\_(64, 64, 3) numpy 배열로 전처리된 이미지 데이터가 입력층을 지나 합성곱층과 풀링층을 거치면서 입력 이미지의 주요 특성 벡터(feature vector) 추출

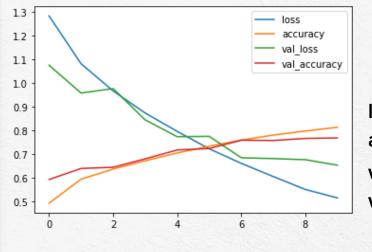
\_그 후 추출된 주요 특성 벡터들은 완전연결층을 거치면서 1차원 벡터로 변환되며, 마지막으로 출력층에서 활성화 함수인 소프트맥스(softmax) 함수를 사용하여 최종 결과 출력

## **Custom CNN**

모델구축

### 초기 CNN 모델

```
1 ## 모델 구조 정의
2 model = Sequential()
4 ## 1층
5 model.add(Conv2D(32, (3, 3), input_shape=X_train.shape[1:], padding='same'))
6 model.add(Activation('relu'))
 7 model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
8 # model.add(Dropout(0.25))
10 ## 2층
11 model.add(Conv2D(64, (3, 3), padding='same')) # 합성곱층 2
12 model.add(Activation('relu'))
                                             # 활성화 함수
13
14 ## 3층
15 model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2))) # 풀링층 2
16 model.add(Activation('relu'))
                                          # 활성화 함수
17
18 ## 4층
19 model.add(Conv2D(64, (3, 3)))
                                          # 합성곱층 3
20 model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2))) # 풀링층 2
21 model.add(Dropout(0.25))
                                         # 과적합 방지
22
23 ## 완전연결층
24 model.add(Flatten()) # 1차원 벡터 형태로 reshape
25 model.add(Dense(512)) # 출력
26 model.add(Activation('relu'))
27 model.add(Dropout(0.5))
28
29 ## 출력층
30 model.add(Dense(nb_classes))
31 model.add(Activation('softmax'))
```



loss\_0.51 accuracy\_0.81 val\_loss\_0.65 val\_accuracy\_0.76

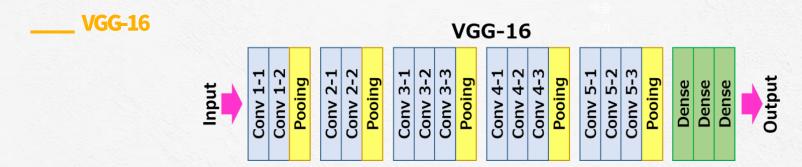
\_총 4개의 층으로 구성하였고, 활성화 함수로는 relu와 softmax 함수를 사용 \_Dropout을 사용하여 과적합을 방지

# 전이학습

전이학습 및 사용한 전이학습 모델 소개

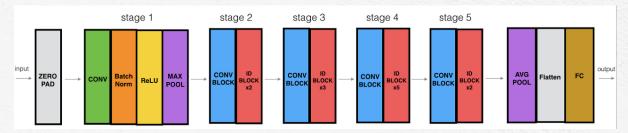
### \_\_\_\_ 전이학습?

\_이미지넷과 같이 아주 큰 데이터셋에 훈련된 모델을 가지고 와서 해결하고자 하는 과제에 맞게 보정하여 사용하는 것 \_전이학습을 수행하지 않은 모델들보다 빠르고 정확하게 정확도를 달성할 수 있음 (전이 학습은 바닥부터 훈련시킬 필요가 없음)



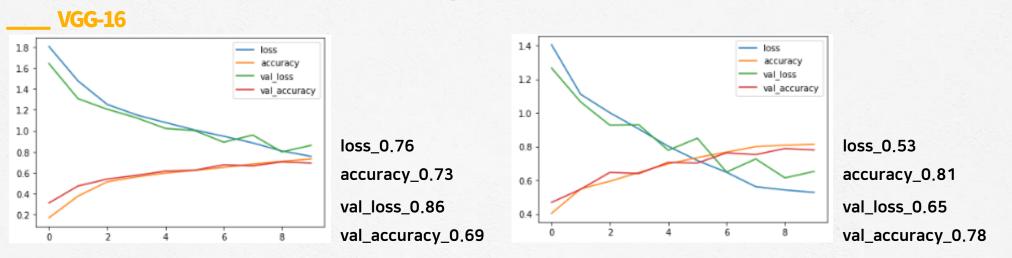
\_Oxford에서 개발한 모델로, Convolution과 Pooling을 반복하여 완전연결층으로 구성되어 있는 모델

### \_\_\_\_ ResNet50

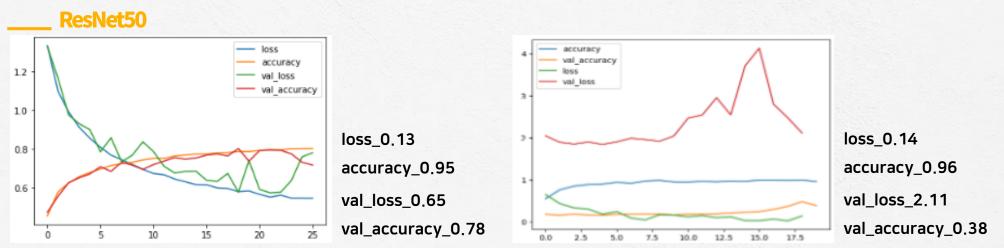


\_Microsoft에서 개발한 모델 VGG-16과 같은 구성이지만, 이전 layer와 다음 layer를 이어주는 연결선이 추가된 모델

# 사용한 전이 학습 모델



### >>> VGG-16을 사용했을 때, accuracy와 val\_accuracy가 어느정도 유사하게 나왔으나, CustomCNN을 사용했을 때보다 성능이 낮음

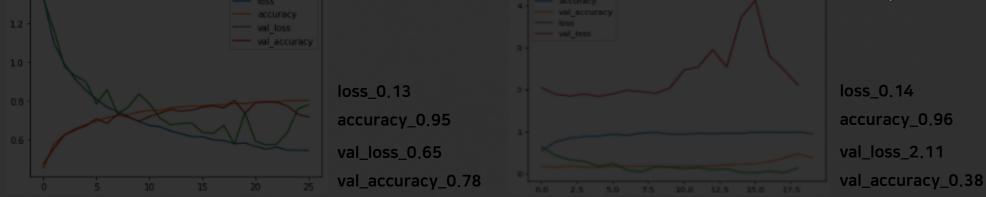


>>> ResNet50을 사용했을 때, accuracy는 높게 나왔으나, 상대적으로 val\_accuracy가 적게 나왔으며, 심한경우 과적합(overfitting)이 발생

# 사용한 전이 학습 모델



사용하는 데이터에 비하여 층이 과다하여 오히려 많은 시간을 요구하고, val\_accuracy가 개선되지 않음



>>> ResNet50을 사용했을 때, accuracy는 높게 나왔으나, 상대적으로 val\_accuracy가 적게 나왔으며, 심한경우 과적합(overfitting)이 발생

# 모델평가

가장 성능 좋은 모델 찾기



### 모델찾기

학습이 끝난 모델은 엑셀 시트에 기록하여 각 모델 별 성능 비교

>>> 가장 성능 좋은 모델 찾기

# 모델평가

가장 성능 좋은 모델 찾기

### \_\_\_ 학습이끝난모델 평가

	모델 성능표												
순번	모델 책임자	이이지 크기	카테고리 벨 이미지 수(전체)		Batch_size			그래프					
1	영호	64 " 64	4500(27000)	Custom CNN	32	10	lose: 0.5145 - accuracy: 0.8124 - val_lose: 0.6525 - val_scenracy: 0.7674	13   Institute   I					
2	영호	위와 동일	위의 동일	Custom CNN	32	20	lose 0.2800 - accuracy 0.9687 - val_lose 0.7181 - val_accuracy 0.7802	137 — 100 money — 4,500 money — 4,500 money — 6,500 money					
3	영호	위와 동일	위의 동일	위의 동일(+ 1중 dropout 주기)	32	20	lose 0.3717 - accuracy 0.8679 - val_lose 0.7204 - val_scouracy 0.7760	12					
4	영호	위의 동일	위의 동일	전이하습(VGG16)	32	10	loss: 0.7569 - accuracy: 0.7223 - val_loss: 0.8617 - val_scouracy: 0.8900	16 - 100 - 1					
5	정호	위의 동일	4500(22500)	편이와습(VGG16)	32	10	loss: 0.5280 - accuracy: 0.8134 - val_loss: 0.6519 - val_scouracy: 0.7790	24 - 100 - 1					
6	M8	64 * 64	4500(27000)	Ras_Net50	64	30	brain sed loses: 0.1361 - accuracy: 0.9513 - val_loses: 0.9542-val_accuracy: 0.7801	133 - 100 -					
7	성호	128 * 128	4500(27000)	Res_Net50	500	20	lass: 0.1391 - accuracy: 0.9578 - val_lass: 2.1139 - val_decuracy: 0.3688	0					
8	소연	150 * 150	5000(30000)	초기 약습 모델	32	10	Totals: ID. 4117 - accuracy; O. 8588 - vial_locas: 1,1766 - vial_accuracy; O. 6583	3.6 6.6 6.6 6.6 6.6 6.6 6.6 6.6 6.6 6.6					

# 약 30회에 걸친 구성 모델 중 23번이 가장 높은 수준의 validation accuracy (약 88%)를 보임

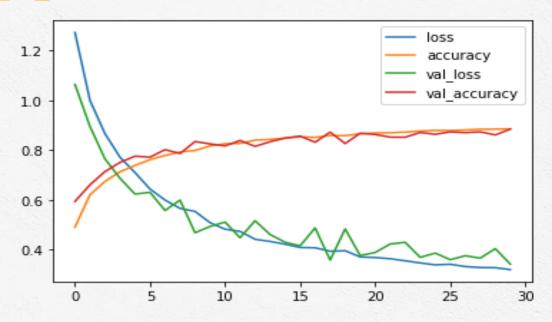
# **Best Model!**

순번	모델 책임자	이미지 크기	카테고리 별 이미지 수	모델 구조	Batch_size	Epochs	Accuracy & loss
23	영훈	64*64	53061	Custom CNN (4층)	64	30	loss_0.32 accuracy_0.89 val_loss_0.34 val_accuracy_0.88

# 모델평가

가장 성능 좋은 모델 찾기

### \_\_\_\_ 가장성능좋은모델



\_위 그래프를 보면, loss, val\_loss는 epochs가 늘어날수록 감소하고, accuracy, val\_accuracy 의 경우에는 epochs가 늘어날수록 증가한다는 점으로 보아 과적합없이 안정적인 수준을 보인다고 할 수 있음

# 성능검증

각 카테고리 별 데이터 검증



### \_\_\_ 성능검증

각 카테고리마다 10개의 새로운 데이터를 이용하여 성능을 검증



Plastic

### \_\_\_\_ Plastic Predict



₱lastic1.jpg 사진은 RecycledPlastic 입니다. 1/1 [======= ] - Os 20ms/step ₱lastic10.jpg 사진은 Plastic 입니다. /1 [======] - Os 18ms/step Plastic2.jpg 사진은 Plastic 입니다. /1 [======] - Os 20ms/step Plastic3.jpg 사진은 Plastic 입니다. //1 [======] - Os 20ms/step Plastic4.jpg 사진은 Plastic 입니다. Plastic5.jpg 사진은 Plastic 입니다. //1 [======] - Os 19ms/step Plastic6.jpg 사진은 Plastic 입니다. 1/1 [======] - Os 20ms/step Plastic7.jpg 사진은 Plastic 입니다. /1 [=============== ] - Os 20ms/step ₱lastic8.jpg 사진은 Plastic 입니다. //1 [======] - Os 19ms/step ₱lastic9.jpg 사진은 Plastic 입니다. //1 [======] - Os 18ms/step

Plastic Prediction rate = 90%

# 성능검증

Recycle Plastic

### \_\_\_ Recycle Plastic Predict

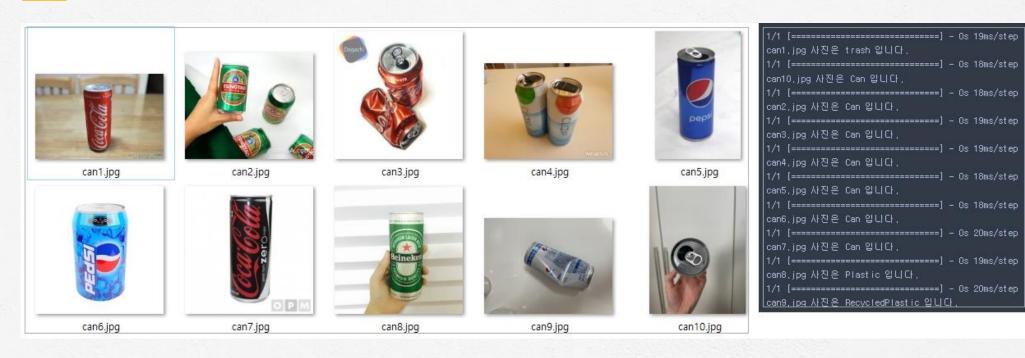


Recycle Plastic Prediction rate = 100%



Can

### \_ Can Predict



Can Prediction rate = 70%

# 성능검증

Glass

### \_\_\_\_ Glass Predict



glass Prediction rate = 70%

# 성능검증

Paper

### \_\_\_ Paper Predict

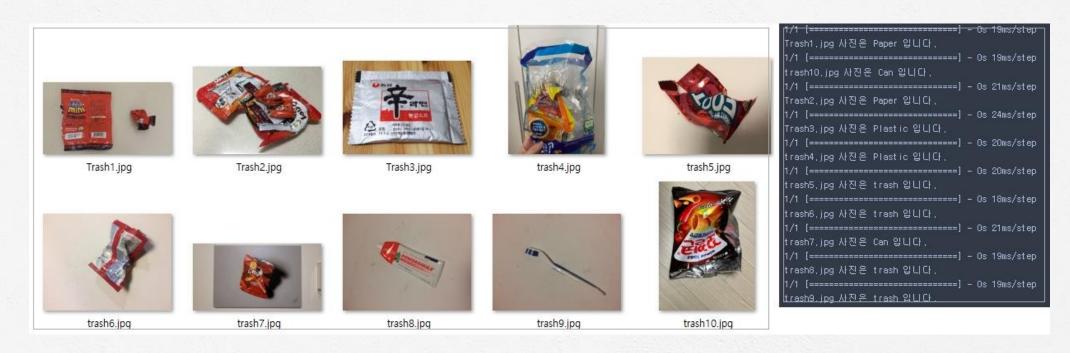


Paper Prediction rate = 80%



Trash

### \_\_\_ Trash Predict



Trash Prediction rate = 40%

# 성능검증

### \_\_\_ 성능검증결과

\_Recycle Plastic과 Plastic의 경우에는 모델의 성능에 따라 좋은 결과 도출
\_Can, Glass, Paper 의 경우에는 무난한 결과를 도출
\_Trash의 경우 다양한 종류의 데이터가 학습되었기에 다른 카테고리 대비 예측이 어려웠음으로 예상

Three step

### PROJECT EXPECTATION

비전있는 비전공자

#### 활용 기대 방안

1

1인 가구가 증가함에 따라 정확한 재활용 분류 방법을 알지못해도 카메라만 있다면, 재활용 분리기 모델을 통해서 재활용 분류가 가능

2

일반 종량제로 분류되어 버려진 혼합쓰레기들을 지금까지는 수작업으로 분류했지만, 향후에는 수직으로 확인하는 카메라 센서 인식기만 통과하면 자동으로 분류가 가능

3

다세대 주택 등 여러 가구가 사는 곳에서 활용될 수 있는 공동 재활용 분리기 모델을 통해 쉽게 분류가 가능하고 재활용률의 상승 기대

4

기업이나 민영 기관 혹은 공공기관 등에서 선별 분류 과정 간 인건비 감소로 재정 감축 기대 가능 & 분류 공장의 가동률을 증가시켜 전반적인 생산성의 효율 증대

#### 개선 방안

다양성 관점 - class 추가

\_다양한 쓰레기를 분류할 수 있도록 새로운 Feature를 추가함 \_비닐, 스티로폼 등 질 정확도 관점 - data 수 증가

\_훈련데이터를 대폭 증가시켜 모델이 구분해내지 못한 사진들에 대한 데이터를 보강 \_(흰 종이 → 흰색 때문에 플라스틱으로 인식, 흰 유리컵 → 투명한 색 때문에 플라스틱으로 인식)

범용적 관점 - 다양한 모델을 사용

\_Custom CNN뿐 아니라 전이학습모델(VGG16 ,ResNet50 etc..)로 더욱 정교하고 다양한 관점에서 사용 가능 Four step

## PROJECT REVIEW

비전있는 비전공자

#### 진세용(팀장)

저희 모델의 성능은 약 88%정도의 수준을 보입니다. 90%의 수치가 안되는 것으로 보았을 때 낮은 게 아니냐고 할 수 있겠지만, 구글 이미지를 통해 크롤링 데이터만을 기반으로 모델을 구성하고 실생활에서 사용하는 것들을 사진으로 구분해 내는 수준이 88%라는 것을 생각하였을 때 충분한 활용가치가 있다고 생각됩니다. 또한 실생활에서 사용하는 주요 Class에 대한 데이터 보강이 이루어진다면 90%이상인 수준의 판별능력이 있을 것으로 예상됩니다.

#### 김성훈 (팀원)

머신러닝에 대해 많이 기대하고 어느 정도의 분류를 해낼 지 호기심을 가지고 시작한 프로젝트지만 생각보다 한계가 명확함을 느꼈고, 더 좋은 성능을 이끌어내는 것이 얼마나 어려운 것인지 체감하였습니다. 이번 프로젝트를 진행하면서 이러한 부분을 알아간다는 것이 큰 도움이 되었고, 더 공부해서 좋은 성능을 이끌어 낼 수 있도록 노력하겠습니다.

#### 김소연 (팀원)

인공지능이나 머신러닝이라는 개념을 이번 교육과정에 참여하면서 처음 접해보았는데, 3개월간 배운 것들을 활용하여 2주간 짧은 시간이었지만 무언가 결과를 도출했다는 것이 뿌듯했습니다. 모델을 구축하면서 다양한 변수들을 복합적으로 생각해야 한다는 것이 어려웠지만 최종적으로 최적의 모델을 선택하고 모델에 새로운 데이터를 넣어보았을 때 예측률이 약간 낮더라도 분류가 된다는 점이 신기했습니다.

#### 문충헌 (팀원)

저희 조에서 구상한 재활용분류모델이 현재 시점에서 얼마나 정밀한지를 떠나, 카메라 센서를 통해 시각적이고 직관적으로 손쉽게, 누구나 분류가 가능하다는 것이 타분류모델과는 차별점이라고 생각하며, 만약 정밀성, 접근성 등등이 더 보완되고 개선되어 상용화가 된다면 해당 모델을 통한 서비스를 제공하는 입장이든 직접 서비스를 제공받는 입장이든 서로 만족스러울 것으로 생각됩니다.

#### 조영훈 (팀원)

머신러닝을 통해 이미지를 정확히 분류하는 일이 생각보다 어렵다는 사실을 알게 되었습니다. 상대적으로 데이터가 적은 Category의 예측률이 낮게 나왔는데, 데이터의 양이 더 많았으면 어땠을까 하는 아쉬움이 있었습니다. 개선방안을 적용하여 다음에는 더욱 예측률이 높은 모델을 만들어보고 싶습니다.

#### 김지찬 (팀원)

지난 3개월 동안 가장 크게 배웠던 건 머신러닝, 인공지능에 대한 이해도 보다는 어떻게 이 분야를 공부하고 도전하는지에 대해서 배운 것 같습니다. 이번 세미 프로젝트에서는 주제선정부터 모델을 구축하는 것 까지 많은 시행착오 끝에 작동하는 것을 보고 조금 더 좋은 모델을 구상을 해보고 싶다는 생각이 들었습니다. 세미 프로젝트에서 큰 결과물을 내놓기에는 어려운 점이 있지만, 이 경험이 토대가 되어서 우리 팀원들 뿐만 아니라 H조 모두가 큰 결과를 만들어 낼 수 있는 사람이 되면 좋겠습니다.

## THANK YOU

끝까지 봐주셔서 감사합니다

비전있는 비전공사

# QUESTION