

# 전처리를 통한 페트병 이미지 분류모델 성능 개선

이동현<sup>1</sup>

<sup>1</sup>인천대학교 컴퓨터공학부 학부생  
bt12333r@gmail.com

## Improving PET Bottle Image Classification Model Performance via Preprocessing

Dong-hyeon Lee<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Dept. of Computer Science and Engineering, Incheon National University

### 요 약

잘못된 분리수거는 다른 재활용 폐기물의 재활용을 제한한다. 본 논문에서는 올바른 분리수거를 위해 페트병 라벨 유무 분류 모델을 구현했다. 초기 모델의 낮은 성능을 개선하기 위해 이미지 데이터의 노이즈를 줄이는 편집을 거치고 데이터 증강을 적용하였으며, 모델 개선 작업을 진행하여 과적합을 피하면서 더 나은 성능을 도출했다. 최종 모델은 초기 모델보다 비교적 우수한 성능을 보였으나, 실제 활용 면에서는 낮은 성능을 나타냈다. 이는 학습 데이터의 질과 데이터양의 부족에서 나타난 결과로 볼 수 있다.

### 1. 서론

쓰레기 처리는 많은 사회적 비용을 발생한다. 한국폐기물협회의 폐기물 통계에 따르면, 2021년에 발생한 폐기물의 양은 19,738만 톤에 이르며, 이 중 86.9%가 재활용을 통해 처리되고 있다. 폐기물 처리에서 유한한 매립지 등의 한계를 고려할 때, 재활용은 폐기물 관리에서 매우 중요한 역할을 한다. 이를 위해서는 폐기물을 적절하게 분리수거하는 것이 필수적이다. 본 연구는 페트병의 라벨 유무를 기준으로 CNN 모델을 활용하여 페트병 이미지 데이터를 올바르게 분리수거할 수 있는 이진 분류 모델을 구현한다. 이는 페트병, 캔, 일반 쓰레기 등을 분류하는 것이 아니라, 올바른 분리수거의 정확성을 향상시키기 위한 시도이다.

### 2. 본론

#### 2-1. 데이터셋

본 연구에서의 데이터셋은 kaggle[1]에서 획득한 페트병 이미지 데이터를 기반으로 구성했다. 이미지 편집 및 라벨 유무에 따라 분류 작업을 진행해 데이터셋을 구축했다. 초기에는 총 1,083장의 이미지로, 583장의 라벨 이미지, 500장의 라벨이 없는 이미지였으며 성능을 개선하는 과정 중 편집 및 추

가를 거쳐 최종 데이터셋은 총 1,938장의 이미지로, 1,085장의 라벨 이미지, 853장의 라벨이 없는 이미지로 구성한다. 훈련데이터와 검증데이터를 8:2로 학습을 진행했다.



(그림 1) 초기 이미지 데이터.

#### 2-2. 초기 모델 구현

<표 1> 초기 모델

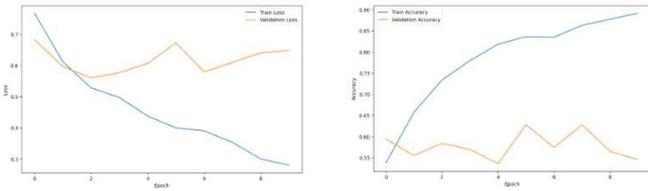
```

cnn = Sequential()
cnn.add(Conv2D(filters=32, kernel_size=3,
activation='relu', input_shape=[150, 150, 3]))
cnn.add(MaxPool2D(pool_size=2, strides=2))
cnn.add(Conv2D(filters=32, kernel_size=3,
activation='relu'))
cnn.add(MaxPool2D(pool_size=2, strides=2))
cnn.add(Flatten())
cnn.add(Dense(units=128, activation='relu'))
cnn.add(Dense(1, activation='sigmoid'))
    
```

1083장의 페트병 이미지로 학습을 진행했다. val\_acc가 0.5대, val\_loss가 0.9대의 성능 보이며

과적합이 발생해 유의미한 성능이 안 나왔다.

<표 2> 개선된 모델



(그림 2) 초기 모델 결과

### 2-3. 모델 및 데이터 개선



(그림 3) 이미지 데이터 편집.

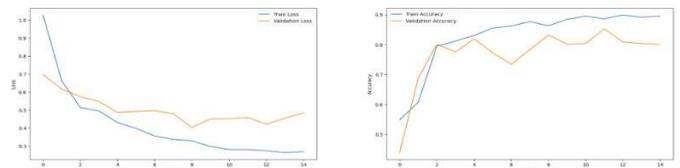
(그림 3)과 같이 이미지 데이터의 노이즈를 줄이는 편집 과정을 거쳤으며, 추가로 데이터를 편집해 총 1,938장의 이미지로 구성했다.

```

cnn = Sequential()
cnn.add(Conv2D(16, kernel_size=3, activation='relu',
input_shape=(250, 250, 3)))
cnn.add(MaxPool2D(pool_size=2))
cnn.add(Dropout(0.25))
cnn.add(Conv2D(32, kernel_size=3, activation='relu'))
cnn.add(MaxPool2D(pool_size=2))
cnn.add(Conv2D(64, kernel_size=3, activation='relu'))
cnn.add(MaxPool2D(pool_size=2))
cnn.add(Dropout(0.05))
cnn.add(Flatten())
cnn.add(Dropout(0.5))
cnn.add(Dense(units=128, activation='relu'))
cnn.add(Dense(1, activation='sigmoid'))
    
```

### 3. 결론

#### 3-1. 결과



(그림 5) 개선된 모델 성능.

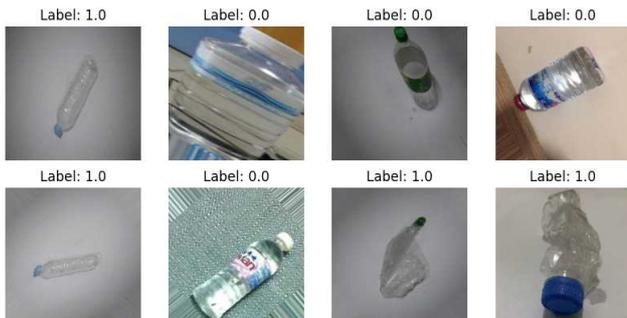
본 연구에서는 올바른 분리수거를 위한 라벨 유무 분류 CNN 모델이 과적합을 피하도록 설계하고 학습시켰다. val\_loss의 값이 0.5대, val\_acc가 0.8대를 보여 초기성과 비교하여 많이 개선되었다. 하지만 실제 활용 면에서 여전히 한계가 나타난다.

#### 3-2. 개선점

다양한 환경에서 버려진 페트병 이미지들이 데이터셋의 상당 부분을 차지하고 있다. 이로 인한 노이즈가 많아 과적합이 발생하고 성능이 저하하는 현상을 해결하기 위해선 다양한 배경 이미지 위에 페트병을 편집한 단순 합성데이터로 학습데이터를 구성할 것을 제안한다. 또는 해당 모델 목적성을 생각해 동일한 배경 위에서의 페트병 이미지를 수집하여 데이터셋을 구성하면 성능을 높일 수 있을 것이다.

#### 참고문헌

[1] Plastic Bottles in the wild Image Dataset, <https://www.kaggle.com/datasets/siddharthkumar-sah/plastic-bottles-image-dataset>  
 [2] Ingu Lee, et al., "Classification of recyclables using CNN," in Proceedings of KIIT Conference, pp.894-897, 2023.



(그림 4) 이미지 회전 변형.

대부분의 페트병 이미지가 상단을 향하는 방향인 것이 관찰되었고, 다른 방향의 이미지의 특징을 파악하기 위해 이미지를 무작위로 회전시키거나 반전시키도록 이미지 생성기의 파라미터를 설정해 여러 방향의 이미지 데이터의 특징을 학습할 수 있도록 했다.

선행연구[2]의 개선모델을 참고하여 모델을 설계했는데, 선행연구[2]와 달리 이미지 데이터의 환경이 정제되어 있지 않고 여러 배경에서의 페트병 이미지가 섞여 있어 Dense를 추가하는 모델의 복잡성에 민감하게 과적합이 발생해 Dense를 추가하지 않고 Dropout을 더 추가하고 학습데이터의 크기를 (250, 250)로 설정한 모델로 개선했다.