

AI를 활용한 분리수거 자동화 시스템 구축: TFLite 경량화 모델의 성능 및 적용

한규현¹, 전세환¹

¹상명대학교 융합전자공학전공 학부생

khh5345@naver.com, shjune5180@naver.com

Building an Automated Waste Separation System using AI: Performance and Application of TFLite Lightweight Model

Kyu-hyun Han¹, Sae-hwan June¹

¹Dept. of Convergence Electronic Engineering, Sang-Myung University

요 약

본 연구는 TFLite 기반의 경량화 AI 모델을 활용하여 쓰레기의 자동 분리수거 시스템을 구축하는 방법을 제안한다. 제안된 시스템은 객체 인식 기술을 활용해 쓰레기를 정확하게 분류하며, 테스트 결과 평균 90.33%의 mAP 성능을 나타낸다. Label 수와 데이터셋의 한계가 존재하지만, 본 연구를 확장하고 개선함으로써 자동 분리수거의 효율성을 더욱 높일 수 있을 것으로 기대된다.

1. 서론

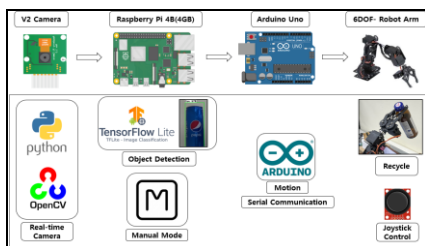
코로나 팬데믹으로 인한 생활 패턴의 변화는 쓰레기 양의 증가를 초래, 분리수거의 효율성과 정확도의 중요성을 부각시켰다. 하지만 사람마다 분리수거의 정확도와 효율성이 달라, 인공지능(AI)과 로봇을 활용한 자동화 분리수거 시스템의 필요성이 대두되었다.

기존 객체인식 모델의 경우 고성능의 컴퓨팅 파워가 요구되지만, 모델 경량화를 통해 제한적인 컴퓨팅 환경에서도 높은 성능을 얻을 수 있다.

본 논문은 라즈베리 파이 환경에서 TFLite 를 활용한 경량화된 AI 모델[1]을 활용하여 쓰레기를 분류하고, 자동화 분리수거 시스템 구축하는 과정에 대해 소개한다.

2. 설계

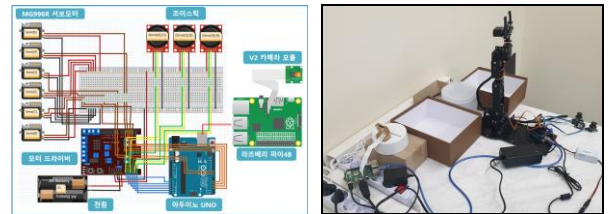
2.1 시스템 구성도



(그림 1) 시스템 구성도.

사용자가 분리수거를 원할 경우 쓰레기 분류 후 로봇 팔이 자동으로 분리수거를 진행하고, 수동 제어를 원할 경우 조이스틱을 사용해 로봇 팔을 제어한다.

2.2 하드웨어 설계도

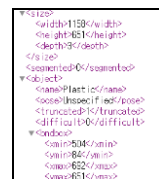


(그림 2) 하드웨어 설계도. (그림 3) 하드웨어 구현.

사용한 H/W 는 라즈베리 파이 4B(4GB), V2 Camera 모듈, 아두이노 Uno, MG996R 서보 모터(6 개), 조이스틱(3 개), 모터 드라이버, 전원(Power)이다.

3. 구현

3.1 데이터셋 구성



(그림 4) Data Labeling. (그림 5) Label Annotation.

데이터셋은 V2 카메라로 이미지를 직접 촬영하고, 모든 이미지에 대해 Labeling 작업을 진행했다. 총 3 가지 Label(Glass, Plastic, Can)에 대해 각 Label 당 200 장씩 이미지를 촬영했으며, 모델 훈련 시 Train : Validation : Test 비율은 8 : 1 : 1 로 설정했다.

3.2 모델 비교

<표 1> TensorFlow 2 Model Zoo 주요 모델 성능 비교[2]

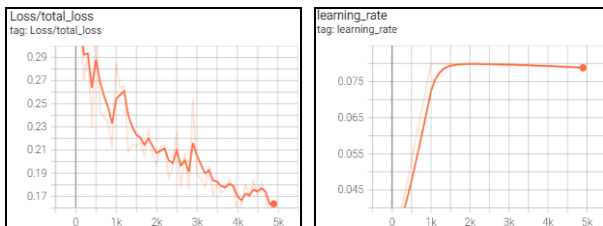
Model	Inference Time(ms)	Throughput (FPS)	Throughput w/ Edge TPU(FPS)	Accuracy Score (COCO mAP @ 0.5:0.95)	Object Correctly Labeled
SSD-MobileNet-v2(FP32)	142.1	2.85	N/A	75.33%	306
SSD-MobileNet-v2(INT8)	68.96	3.83	21.8	60.99%	264
SSD-MobileNet-v2-FPNLite (FP32)	169.2	2.23	N/A	84.81%	326
SSD-MobileNet-v2-FPNLite (INT8)	95.08	2.83	8.49	76.41%	302
SSD-MobileNet-v1 (INT8)	65.59	3.76	22.1	49.77%	225
EfficientDet-Lite-D0 (INT8)	112.6	2.58	13.0	60.79%	302
EfficientDet-D0 (FP32)	1520	0.55	N/A	46.91%	235

<표 1>은 335 개의 Test Image Set 에 대해 모델 별 성능을 정리한 표이다. 추론 시간과 정확도 점수는 서로 반비례하는 경향을 보인다.

‘SSD-MobileNet-v2-FPNLite(FP32)’ 모델의 경우 추론 시간은 가장 느리지만, 다른 모델과의 비교에서 가장 높은 정확도 점수를 나타낸다. 분리수거(재활용) 작업의 경우 추론 시간이 더 소요되더라도 잘못된 분류를 해선 안 된다. 때문에 정확도가 가장 높은 ‘SSD-MobileNet-v2-FPNLite(FP32)’ 모델을 선택했다.

4. 결과

4.1 모델 훈련



(그림 6) Loss.

(그림 7) Learning Rate.

모델 훈련은 Step 5,000, Batch Size 16 으로 설정하고 진행했다. 훈련이 진행될수록 Loss 가 줄고, Learning Rate 가 수렴하는 결과를 보인다.

4.2 모델 성능

<표 2> TFLite 로 경량화 된 모델의 mAP 성능

Class	Average mAP @ 0.5 : 0.95
Glass	90.11%
Can	90.66%
Plastic	90.21%
Overall	90.33%

<표 2>는 100 개의 Test Image Set 에 대해 TFLite 로 경량화 한 모델의 mAP 성능을 나타낸 표이다. 3 개의 Label 에 대해 모두 ‘90%’ 이상, 평균 ‘90.33%’의 mAP 성능을 기록했다.



(그림 8) Glass Label 에 대해 96% Score 기록.

카메라에 객체가 인식되면 TFLite 분류되면, 라즈베리 파이는 결과 Label 을 아두이노에 시리얼 통신으로 전송한다. 아두이노는 Label 을 수신하면, 로봇 팔이 Label 에 맞는 분리수거 모션을 동작하여 분리수거를 완료한다.

5. 결론

지금까지 TFLite 기반 AI 모델을 활용한 분리수거 시스템을 구축하는 과정을 소개했다. 모델 선택 과정에서 여러 모델들의 성능을 비교하고, 분리수거 작업에서 정확도의 중요성을 고려하여 모델을 선택했다. 이후 해당 모델은 제한된 컴퓨팅 능력을 가진 라즈베리파이 환경에서 mAP 점수가 평균 ‘90.33%’으로 높은 인식 성능을 보였다.

자원의 한계로 본 연구의 AI 모델은 3 가지 Label 에 대해서만 훈련을 진행했다. 여러 종류의 쓰레기를 인식하게 하려면 Label 의 수를 늘리고, 더 다양한 데이터셋을 활용한 훈련이 필요하다. 본 연구에서 추가적인 훈련과 개선 작업을 진행한다면, 실제 분리수거 작업 환경에서 자동화에 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

Acknowledgement

※ 본 논문은 과학기술정보통신부 정보통신창의인재 양성사업의 지원을 통해 수행된 ICT 멘토링 프로젝트 결과물입니다.

참고문헌

- [1] 옥기수, 홍성수, “임베디드 시스템에서 가속기 호환을 위한 텐서플로우라이트 모델 변환”, 한국통신학회 학술대회, 평창, 2022, 328-329
- [2] Evan Juras, “Tensorflow Lite Object Detection Model Performance Comparison”, 2022.12.10, ejtech.io/learn/tflite-object-detection-model-comparison