

TFLite 경량화 모델을 이용한 쓰레기 분리수거 로봇

김가은¹, 김유진¹, 신은지¹, 신승민²

¹경기대학교 전자공학과 학부생

²한국공학대학교 전자공학과 학부생

kgu509@naver.com, kyj010914@kyonggi.ac.kr,

tlsdmswl03@kyonggi.ac.kr, tonyshinkr@gmail.com

Waste Sorting Robot Based on a Lightweight TFLite Model

Ga-Eun Kim¹, Yu-Jin Kim¹, Eun-Ji Shin¹, Seung-Min Shin²

¹Dept. of Electronic Engineering, Kyong-gi University

²Dept. of Embedded Systems Engineering, Tech University of Korea

요 약

본 연구는 TFLite 경량화 AI 모델을 활용한 자동 쓰레기 분리수거 시스템을 제안한다. 라즈베리파이 환경에서 아두이노를 통해 두 개의 로봇팔을 제어하여, 기존 방식보다 작업 효율성을 높였다. 쓰레기 종류별 데이터 분포를 일정하게 맞추고, 고품질의 데이터를 사용함으로써 모델의 인식 성능을 크게 개선하였다. 실시간 객체 인식 테스트 결과 평균 정확도는 90% 이상에 달했다. 이러한 과정을 통해 자동 분리수거 시스템의 정확성과 효율성을 한층 더 높일 수 있을 것으로 기대된다.

1. 서론

기존 쓰레기 분리수거는 인력에 의존해 효율성과 정확성에 한계가 있었다. 이를 개선하기 위해 AI와 로봇을 결합한 자동 분리수거 시스템의 필요성이 대두되었지만, 기존 분리수거 로봇은 하나의 로봇팔 사용으로 인한 낮은 효율성 문제가 있었다.

본 논문은 TFLite 경량화 모델을 활용해 라즈베리파이 환경에서 5종류의 쓰레기를 분류하는 자동화 분리수거 시스템을 구축하는 과정을 다루며, 두 개의 로봇팔을 사용해 기존보다 더 높은 작업 효율성을 지닌 방식을 제안한다.

2. 설계

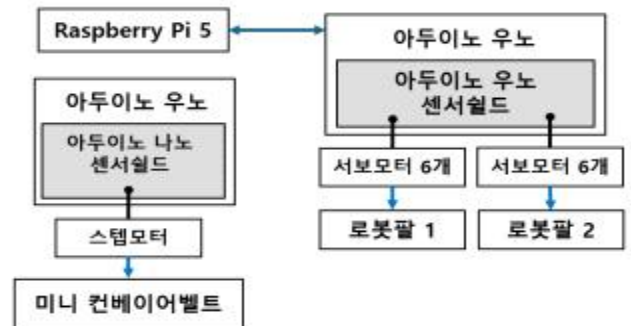
2.1 시스템 구성도



(그림 1) 시스템 구성도.

컨베이어벨트를 통해 쓰레기가 이동하면 TFLite 모델을 이용하여 쓰레기를 인식하고 로봇팔 두 개가 분리수거를 빠르고 정확하게 실행한다.

2.2 H/W 구성도



(그림 2) 하드웨어 설계도.

라즈베리파이에서 실행한 아두이노 프로그램으로 로봇팔의 모터를 제어한다. 기존 방법에서 아두이노에 쉴드보드를 추가로 장착하여 사용 가능한 PWM의 수를 늘린 것이다. 이렇게 되면 두 개의 로봇팔에 사용되는 모터를 모두 제어하기에 쓰레기 처리의 효율성을 높인다.

3. 구현

3.1 TFLite 학습 data set 제작



(그림 3) labelImg를 사용한 라벨링 진행.

쓰레기 분류는 plastic, can, glass, paper, vinyl 5 가지로 진행하였으며 쓰레기 이미지 data set을 직접 1000장 수집하여 TFLite 모델을 학습시켰다. 이때 Train : Validation : Test 비율은 8 : 1 : 1 로 설정했다.

3.2 TFLite 모델 비교

<표 1> TensorFlow 2 Model Zoo 및 Model Maker 주요 모델 성능 비교

Model	Inference Time (ms)	Throughput (FPS)	Throughput w/ Edge TPU (FPS)
SSD-MobileNet-v2 (FP32)	142.1	2.85	N/A
SSD-MobileNet-v2 (INT8)	68.96	3.83	21.8
SSD-MobileNet-v2-FPNLite (FP32)	169.2	2.23	N/A
SSD-MobileNet-v2-FPNLite (INT8)	95.08	2.83	8.49
SSD-MobileNet-v1 (INT8)	65.59	3.76	22.1
EfficientDet-Lite-00 (INT8)	112.6	2.58	13.0
EfficientDet-00 (FP32)	1520	0.55	N/A

모델에 따라 각각 고유의 속도와 정확도를 가지고 있기 때문에 본 프로젝트에 맞는 모델 비교를 실행했다. Google Colab을 통해 다음 모델마다 data set을 대입시켜 성능을 비교했다.

4. 결과

4.1 TFLite 모델 비교(선정)



(그림 4) 모델에 따른 성능 결과.

각 모델의 속도와 정확도를 비교해 본 결과, ssd-mobilnet- v2-fpnlite-320 모델이 가장 높은 정확도를 보였다.

4.2 TFLite 모델 성능 향상

Class	Data Set
Plastic	605
Can	565
Vinyl	598
Paper	566
Glass	566

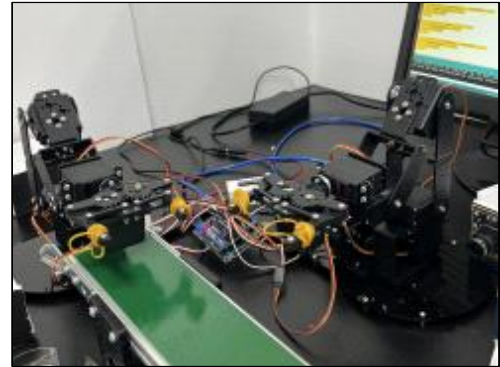
(그림 5) 클래스 별 데이터 분포도.



(그림 6) 모델에 따른 성능 결과.

모델 성능 향상을 위해 각 쓰레기 종류별로 데이터 분포를 균등하게 맞추었으며, 이를 통해 향상된 높은 모델 성능을 달성할 수 있었다. 또한, 로봇팔이 쓰레기를 안정적으로 잡을 수 있도록 각 객체의 가운데 좌표를 설정하여, 분리수거 과정에서 정확성과 안정성을 더욱 강화하였다.

4.3 하드웨어 작동



(그림 7) 로봇팔과 컨베이어 벨트 동작.

컨베이어 벨트를 통해 여러 개의 쓰레기가 이동하면, 두 개의 로봇팔이 동시에 작동하여 쓰레기의 종류를 실시간으로 인식하고 해당 쓰레기통으로 분류한다. 두 개의 로봇팔을 사용함으로써 기존 방식보다 작업 속도와 정확성을 크게 향상시켰다.

5. 결론

TFLite 경량화 모델은 AI와 로봇을 결합시킨 자동화 분리수거 시스템에서 반응 속도를 향상시켰다. 또한 두 개의 로봇팔을 사용함으로써 작업 효율성이 향상될 것이라 기대된다.

TFLite 특성상 추가적인 데이터 학습을 진행하면 인식 정확도를 더욱 향상시킬 수 있다. 또한 아두이노와 쉘드보드를 추가하면 더 많은 로봇팔 사용이 가능하다. 이를 통해 정확성과 효율성을 더 높인 분리수거 로봇을 개발하여 다양한 곳에서 활용될 수 있을 것이라 전망된다.

[참고문헌]

[1] Alsing, Oscar, "Mobile object detection using TensorFlow Lite and transfer learning", KTH, School of Electrical Engineering and Computer Science, p.1-78, 2018

"본 논문은 과학기술정보통신부 대학디지털교육역량 강화사업의 지원을 통해 수행한 ICT멘토링 프로젝트 결과물입니다 "