

비전 인공지능 기반의 Recyclable-PET 선별에서 최적의 감독학습 기법

김지영*, 지민구*, 정중은*

*수퍼빈 주식회사 로보틱스 연구소

jiyoung9159k@gmail.com, mgji@superbin.co.kr, jejung@superbin.co.kr

A Method for Optimized Supervised Learning in Recyclable-PET Sorting based on Vision AI

Ji Young Kim*, Min-Gu Ji*, Joong-Eun Jung*

*Robotics Laboratory, SuperBin Co., Ltd.

요 약

비전 기반의 재활용-PET 선별공정에서, PET 외 물체와의 식별 성능은 물론 PET 용기 내 포함된 이물질 및 라벨, 뚜껑의 존재 여부, 색상에 대한 검출 성능은 재활용 소재 품질에 중요한 영향을 미친다. 본 연구에서는 비전 인공지능 기반의 재활용-PET 자동 선별 시스템을 제안하고, 인공지능 모델의 제작에서 감독학습의 학습 효과를 최적화하기 위한 데이터 레이블링 기법을 제안한다. 재활용 대상 PET 와 이물질 파트가 포함된 용기의 컨베이어벨트 선별공정 혼입을 재현한 실험을 통해서, 재활용 소재화 물량과 순도를 최대화하기 위한 인공지능 모델 생성 방법에 대해 고찰한다.

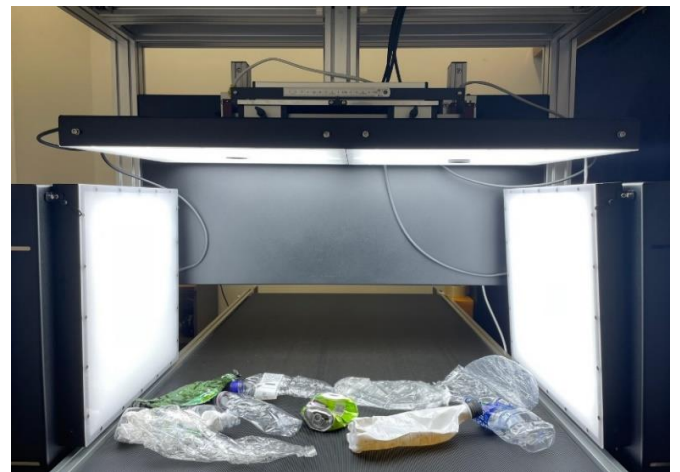
1. 연구목적 및 배경

최근 전세계적으로 기후위기에 대한 인식이 집중되면서 ESG (Environmental, Social and Governance) 경영이 소비재 생산업체들의 이슈로 부상하고 있다[1]. 플라스틱 용기의 경우, 유럽연합에서 재활용 PET 를 제조 과정 중 일부 혼합한 제품용기만 수출을 허가하는 규제를 발표함에 따라, 식음료 용기로 사용 가능한 고품질 페플라스틱 소재를 공급하기 위해 기업들이 대안을 마련하고 있다[2]. 하지만 폐기물의 분리배출 과정상 자원의 혼입과 폐기물 선별 공정상 환경적 열악함은 페플라스틱 상급 소재화 원료 획득에 지장을 초래하고 있다. 이에 따라, 인공지능을 도입한 페플라스틱 자동선별 공정에 대한 연구가 진행되고 있다[3-5].

인공지능 기반의 고품질 페플라스틱 소재화 선별 공정에서, PET 용기와 그 외 임의의 폐기물 구분에서 형상적 다양성의 극복과 폐-PET 용기 내 소재화 품질을 저하시킬 수 있는 부분 인식 및 선별이 필요하다. 기존 연구결과는 분리배출 항목별로 폐기물을 구분하기 위한 선별기에 관한 것으로, 고품질의 소재 원료 선별기의 구현에 한계가 있었다. 본 연구에서는 고품질 PET 용기의 선별 회수를 위해 오염, 뚜껑, 라벨 등 이물질 요소를 검출 가능한 인공지능 선별기 제작에 효과적인 학습기법을 제안한다.

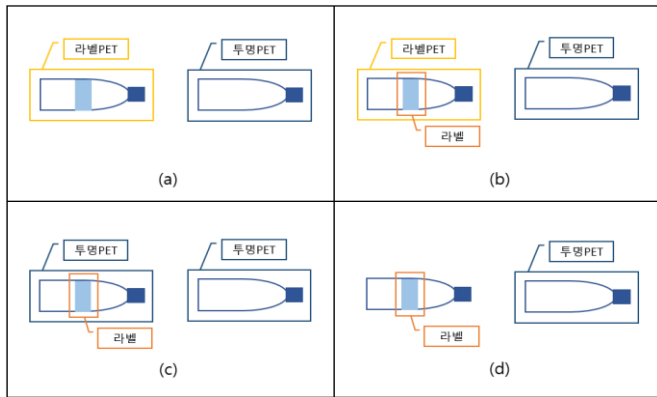
2. 제안 시스템 및 기법

본 연구에서는 폐기물 선별 공정이 폐-PET 용기 및 그 외 폐기물이 동시에 입력되는 실시간 대형 선별 시스템으로 가정하고 그림 1 과 같이 구현한다. 대형 컨베이어벨트 라인을 통해 폐기물이 유입되고, 고속 카메라 촬영 후 인공지능 판별하여, PET 용기가 아닌 물체 또는 재활용 PET 소재 품질을 저하시키는 요소 발견 시 에어 분사기를 통해 컨베이어벨트로부터 대상을 이탈시키는 프로세스를 가진다.



(그림 1) 폐-PET 대상 실시간 대형 선별라인 시스템

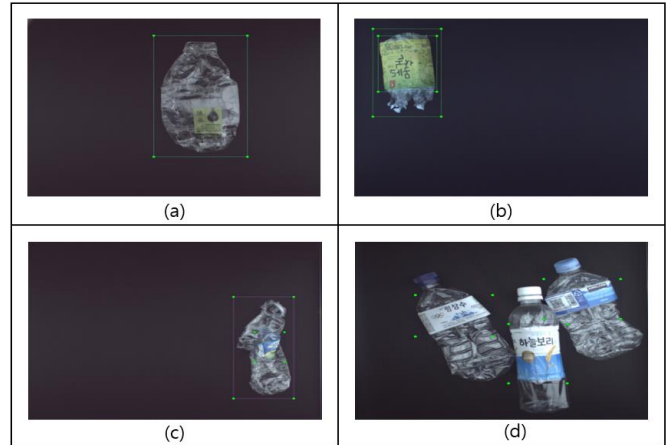
인공지능 기반 고품질 원료 PET 용기와 품질 저하 요인을 포함한 PET 용기 간 선별기 제작에서, 인공지능 학습데이터의 구축 방법에 따라 선별 성능 차이가 발생할 수 있다. 다시 말하면, 인공지능 학습기법에 따라서 고품질 원료 PET의 선별 정확도는 높은 반면 품질저하 파트를 포함한 PET의 선별 정확도가 낮거나, 이와 반대되는 Trade-off 양상을 보일 수 있다. 최적의 선별 정확도를 도출하기 위하여, 본 연구에서는 그림 2와 같이 두 PET 객체에 동일한 클래스를 부여 하면서 품질저하 파트는 별도 레이블링 하여 학습데이터를 구축하는 기법을 제안한다. 라벨의 종류는 밴드형 라벨(라벨 1)과 전면 커버 라벨(라벨 2)로 구성하여 연구에서는 클래스를 투명 PET, 밴드형 라벨 PET(라벨 PET1), 전면커버라벨 PET(라벨 PET2), 밴드형 라벨, 전면 커버 라벨로 정의한다.



(그림 2) 제안된 데이터 레이블링 학습데이터 제작 기법

3. 실험 결과

본 연구에서는 그림 3과 같이 인공지능 모델 생성 및 학습데이터를 구성하고, 이와 같이 학습된 4종에 대한 인공지능의 성능을 비교하였다. (a)는 일반적인 방법으로 서로 다른 품질의 PET 객체에 다른 클래스를 부여, (b)는 (a)의 레이블링과 함께 품질저하 파트를 별도 레이블링, (c)는 두 PET 객체에 동일한 클래스를 부여하면서 품질저하 파트는 별도 레이블링, (d)는 품질저하 파트를 포함한 PET는 레이블링 하지 않으면서 품질저하 파트만 레이블링 한다. 품질저하 파트를 포함한 PET 용기의 인식에 대해서, 인공지능이 객체 인식을 실패하고 파트만 인식할 경우에도 해당 객체를 인식했다고 판정한다. 실용에서, 인공지능 예측결과와 일반적인 전경분리 영상처리 기법[6-7]을 결합하여 객체 전체면에 대한 위치추적 및 에어분사가 가능하다고 가정한다.



(그림 3) 실험용 인공지능 및 학습데이터 구성

표 1은 데이터 생성기법에 따라 원천데이터를 학습하고, 표 2는 Data Augmentation을 통해 10배 증강시켜 인공지능 모델의 예측 성능을 비교분석한 결과이다. 본 실험을 위한 인공지능 모델로 YOLO-v5 [8]를 사용하였다. 그 결과, (d)와 같이 레이블링 하여 학습된 인공지능 모델은 선별 대상이 아닌 PET와의 유사도가 낮아 고품질 원료 PET 및 품질저하 파트를 포함한 PET의 선별 정확도는 제안된 (d) 기법이 평균적으로 (c)보다 10% 정도 향상된 수준을 보였다. (c)로 레이블링 하여 학습된 인공지능 모델은, 외부 요소에 의해 파트 부분을 인식하는 학습효과가 감소하여 고품질 PET 용기를 인식하는 성능의 하락에 기인했다고 사료된다.

<표 1> 인공지능 성능비교 (원천데이터)

		100 장	250 장	500 장	1000 장
(a)	투명 PET	0.426	0.81	0.984	0.981
	라벨 PET1	0.337	0.449	0.988	0.986
	라벨 PET2	0.876	0.996	0.996	0.996
	mAP@.5	0.546	0.751	0.989	0.988
(b)	투명 PET	0.63	0.958	0.995	0.993
	라벨 PET1	0.365	0.959	0.99	0.993
	라벨 PET2	0.929	0.991	0.996	0.996
	라벨 1	0.057	0.784	0.951	0.978
	라벨 2	0.619	0.806	0.952	0.993
	mAP@.5	0.52	0.9	0.977	0.991
(c)	투명 PET	0.848	0.994	0.996	0.996
	라벨 1	0.04	0.717	0.953	0.969
	라벨 2	0.655	0.763	0.984	0.995
	mAP@.5	0.514	0.825	0.978	0.987
(d)	투명 PET	0.895	0.99	0.995	0.996
	라벨 1	0.61	0.931	0.974	0.971
	라벨 2	0.804	0.989	0.995	0.996
	mAP@.5	0.77	0.97	0.988	0.987

<표 2> 인공지능 성능비교 (데이터 증강)

		1000 장	2500 장	5000 장	10000 장
(a)	투명 PET	0.372	0.978	0.994	0.997
	라벨 PET1	0.282	0.984	0.995	0.998
	라벨 PET2	0.868	0.997	0.998	0.998
	mAP@.5	0.507	0.987	0.996	0.998
(b)	투명 PET	0.765	0.979	0.997	0.994
	라벨 PET1	0.407	0.954	0.995	0.995
	라벨 PET2	0.894	0.996	0.997	0.997
	라벨 1	0.102	0.936	0.976	0.993
	라벨 2	0.735	0.996	0.997	0.997
	mAP@.5	0.581	0.972	0.992	0.995
(c)	투명 PET	0.919	0.997	0.998	0.998
	라벨 1	0.053	0.982	0.963	0.97
	라벨 2	0.561	0.992	0.997	0.997
	mAP@.5	0.511	0.99	0.986	0.988
(d)	투명 PET	0.876	0.995	0.995	0.996
	라벨 1	0.636	0.984	0.995	0.997
	라벨 2	0.825	0.996	0.996	0.998
	mAP@.5	0.779	0.992	0.995	0.997

4. 결론 및 향후 연구

본 연구에서는 비전 인공지능 기반 폐기물 선별에서, 고품질의 소재원료 PET 용기와 품질저하 파트가 포함된 PET 용기를 선별 정확도를 최적화하기 위한 인공지능 학습 기법을 제안하였다. 실험을 통해서, 각 방법별 mAP 값을 비교한 결과 선별 대상의 파트만 레이블링 하여 학습된 방법(d)이 더 빠른 속도로 최적의 해를 찾아 최적의 선별 정확도가 도출됨을 확인하였다.

향후 연구에서는 선별 대상의 확장 및 인공지능 학습을 위한 원천데이터의 규모를 확대하여 실용화에 근접한 결과를 도출할 계획이다.

참고문헌

[1] Park, Yoonjoo, Junho Lee, and Yoowha Choe., “ESG investment trends and implications considering shared growth and mutual benefit.”, The Journal of the Convergence on Culture Technology 7(1), 37-41., (2021)

[2] Choi, Yong, Hyeong-Jin Choi, and Seung-Whee Rhee., “Current status and improvements on management of plastic waste in Korea.”, Journal of the Korean Institute of Resources Recycling, 27(4), 3-15. (2018)

[3] Bak, Su-Ho, et al., “Study on Detection Technique for Coastal Debris by using Unmanned Aerial Vehicle Remote Sensing and Object Detection Algorithm based on Deep Learning.”, The Journal of the Korea institute of electronic communication sciences 15(6), 1209-1216,

(2020)

[4] Kim, Sang-Hyun, Kang, Young-Hoon, Yoon, Dal-Hwan, “Implementation of Monitoring System of the Living Waste based on Artificial Intelligence and IoT” Institute of Korean Electrical and Electronics Engineers, 24(1), 302-310, (2010)

[5] Eun-kyu Park, Bam-bit Jung, Tae-jun Choi, Woo-zin Choi, Sung-kwun Oh, “Sorting Technology of Black Plastic from Used Small Household Appliances”, Journal of the Korean Institute of Resources Recycling, 96-96, (2018)

[6] Zhong, Z., Zhang, B., Lu, G., Zhao, Y., & Xu, Y., “An adaptive background modeling method for foreground segmentation.” IEEE Transactions on intelligent transportation systems, 18(5), 1109-1121, (2016)

[7] Panda, D. K., & Meher, S, “Video object segmentation based on adaptive background and wronskian change detection model”, INTERNATIONAL CONFERENCE ON SIGNAL PROCESSING AND COMMUNICATION (ICSC), 219-224, (2013)

[8] KARAMCHETI, Siddharth, et al. “Learning Visually Guided Latent Actions for Assistive Teleoperation.”, Learning for Dynamics and Control., PMLR, 1230-1241 (2021)