

투명 PET 선별을 위한 영상인식 프레임워크 설계연구

하다현, 김선희, 채이준, *김형오

한국폴리텍대학 성남캠퍼스 인공지능소프트웨어과

2303110264@office.kopo.ac.kr, sunh623@nate.com, 2303110262@office.kopo.ac.kr, hokim@kopo.ac.krDesign Research for Image Recognition Framework
for Transparent PET Sorting

Dahyeon-Ha, Sunhuy-Kim, Yijun-Chae, *Hyeongo-Kim

Korea Polytechnics, Campus of Seongnam, Department of AI Software

요 약

2022년 환경부의 발표 자료에 따르면 2021년 플라스틱 폐기물 발생량은 코로나 19 팬데믹 이전인 2019년에 비해 17.7%가 증가했다. 급증한 폐기물량을 효율적으로 처리하기 위해서는 자동화가 필수적이나, 과반수의 업체가 유색 PET, 기타 심각한 오염 및 이물질 색출을 수동으로 진행하고 있다. 본 연구에서는 2대의 카메라를 사용하여 실시간 영상을 촬영하고, YOLO모델을 통해 투명 PET의 재활용 방식 중 하나인 flake 공정에서 사용할 투명 PET를 실시간으로 검출하고자 한다.

Key Words : YOLOx, flake, 투명 PET

I. 서론

재활용은 환경을 보호하고 지속 가능한 생태계를 구축하는 윤리적인 행동일 뿐만 아니라, 광범위한 경제적 가치를 생성하는 중요한 사업 분야이다. 재활용 대상 폐품 중에서도 특히 경제성이 높은 항목은 투명 PET. 우리나라의 경우 투명 PET병 확보에 어려움을 겪으며 연간 7.8톤의 폐PET를 수입하고 있을 정도로[1] 투명 PET는 이물질 함량이 낮고 고품질 재생 원료로 활용 가치가 뛰어나다. 일반적으로 수집 후 전처리된 폐 PET는 광학선별기를 이용하여 색상과 재료 타입을 분류한다. 그러나 빛 통과율이 낮고 내용물을 인식하기 어려운 유색 PET에 대한 인식률이 낮아 수작업을 병행할 수밖에 없는 실정이다.[2] 따라서 본 연구에서 유색 PET가 혼합 배출되는 우리나라 재활용 공정에 적합한 시스템을 설계하고자 한다. 본 논문에서는 2대의 카메라를 활용하여 PET를 다면 포착하고 실시간 객체 탐지 알고리즘인 YOLO 모델과 학습되지 않은 물체의 가려진 부분을 인식하는 계층분리학습모델을 적용, 유색 PET의 위치를 검출해 로봇 팔로 분리하는 시스템을 제안한다.

II. 검출 시스템 및 프로세스 제안

1. 절차

본 연구에서는 재활용 대상 폐품 중 1차 선별을 거친 PET들을 재활용 선별장 혹은 플레이크(Flake)업체에서 2차 선별한다고 가정하고 이때 도입할 새로운 시스템을 다음 과 같이 제안하고자 한

다.

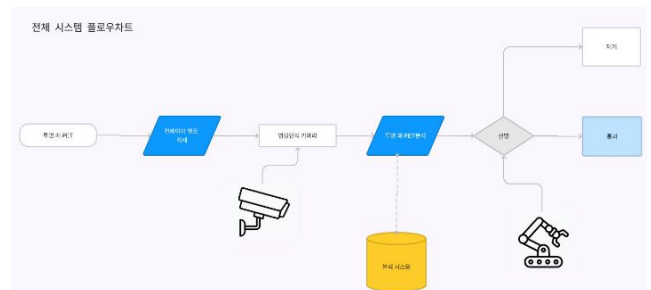


그림 1. 전체 시스템 플로우차트

컨베이어벨트 라인을 통해 유입되는 PET들을 카메라로 촬영 후 학습된 인공지능을 통해 유색 PET, 심각한 오염 혹은 이물질이 남아있는 PET 등 재활용 PET 소재 품질을 저하시키는 요소들을 영상을 이용하여 색출하고 이후 로봇 팔로 해당 요소를 컨베이어벨트로부터 이탈시키는 절차를 가진다. 요소의 위치가 결정되면 컨베이어 벨트 폭, 벨트 속도 및 매니퓰레이터의 추적 가능 속도를 고려하여 최단 경로를 계산하고 실시간으로 트래킹하여 요소를 선별한다.

III. H/W 구성요소

1. 고속 매니퓰레이터 제어 및 가동 시험 예측

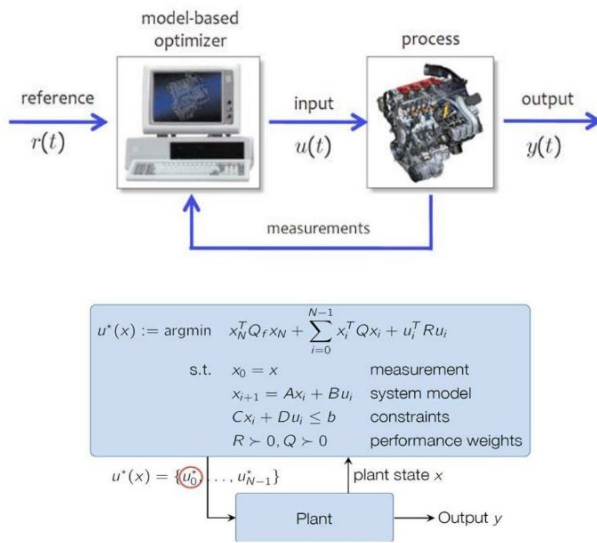


그림 2. MPC 제어 개념[4]

MPC의 특징은 매 step마다 측정값과 기존 예측값을 비교하면서 최적화함으로써 N step 앞의 예측 값을 갱신하고 최적의 제어입력들을 구하게 된다. 이 중 첫 번째 최적 입력만을 제어에 사용하고 다음 step에서는 또 다시 같은 최적화 문제를 푼다. 일반적인 식은 LQR과 매우 유사하나 제한조건을 고려 가능하다는 장점이 특징이다. MPC는 미래의 레퍼런스 값을 이용하기 때문에 입력성형 기법과 같은 역할을 해서 overshoot이나 진동 등을 줄일 수 있다.

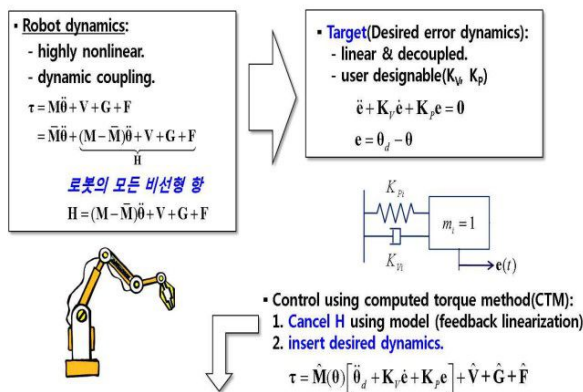


그림 3. CTM 개념도[4]

매니퓰레이터 제어에는 PD, PID 혹은 Computed Torque Method(CTM)가 주로 사용된다. PD, PID 제어는 모델 정보 없이 제어를 할 수 있지만 비선형 외란을 빠르게 제거하지 못한다. CTM은 사용자가 원하는 성능에 맞춰 작동 가능하지만 모델정보가 부정확할 경우 제어 성능이 떨어진다. 기존의 CTM은 단순한 PD제어기가 error dynamics에 사용되기 때문에 모델정보에 민감하다. 따라서 PD제어기의 gain을 error의 크기에 따라 지수함수형태로 바뀌게 하는 Nonlinear PD(NPD)제어기를 이용할 경우 제어 성능 개

선을 기대할 수 있다. error가 작을 경우에는 큰 gain을 가지고, error가 클 경우에는 작은 gain을 가지게 되는데 system의 state가 급격하게 변하는 고속 병렬 매니퓰레이터에 적합한 구조이다. 병렬 매니퓰레이터의 입력 값을 위해 외란 변화를 예측하여 최적화하는 제어방법을 채택할 예정이다. 최근 Solver들이 고속화 되어 실시간 제어에 활용되고 있으며 오버슈트나 진동을 줄일 수 있다. 고속 매니퓰레이터 실시간 제어를 위해 PD제어기 이득을 오차의 크기에 따라 지수함수 형태로 바뀌게 하는 NPD(Nonlinear PD)제어기를 이용하여 성능을 개선시키고자 한다. 다양한 물체를 집어야하는 재활용 병렬 매니퓰레이터의 경우 고속의 옵저버/Estimator가 필요하며 TDE(Time Delay Estimator)를 이용하여 빠르게 외란을 추정하여 반영할 계획이다. TDE는 모델정보의 오차가 있거나 모델의 중량이 바뀌어도 차이를 빠르게 보상해주기 때문에 정밀 고속 매니퓰레이터 제어에 적합하기 때문에 이를 기반으로 진행할 예정이다. 최적 경로 생성 알고리즘(RRT, A*)을 이용하여 최소 토크, 최단 시간을 갖는 경로를 생성하고 이를 따라가는 로봇 각 조인트 입력을 생성하여 실시간으로 트래킹하고 선별 동작이 가능하게 된다.[6]

2. 카메라

스테레오비전 카메라의 경우 두 대의 RGB 카메라를 사용하여 두 이미지 간의 차이와 카메라 사이의 거리를 이용하여 깊이 정보를 추출한다. 따라서 카메라로부터 얻을 수 있는 정보는 RGB 이미지와 각 픽셀의 깊이 정보이다. 파이썬 2.7 버전을 사용하여 해당 정보를 카메라로부터 취득하여 가시화할 수 있다. TOF 카메라는 렌즈 주변에서 레이저를 쏜 후 돌아오는 시간을 측정하여 깊이 정보를 측정한다. 카메라로부터 얻을 수 있는 정보는 흑백 이미지로 표현되는 각 픽셀의 밝기와 깊이 정보이다. C++(VS 2015)을 이용하여 해당 정보를 카메라로부터 취득하여 가시화할 수 있다. 두 제품 모두 이더넷을 이용하여 컴퓨터와 연결할 예정이다.

3. 로봇 팔

(카) 펌거 그리퍼 21.11.

Voltage DC	24V - DC
Construction use	Finger gripper controlled
Operating temperature	0 ... 50 °C
Pressure range (operating pressure)	6.0 ... 8.0 bar
Hose type	Hose D = 8 d = 6
Weight	2,500 g



그림 4. Finger Gripper[4]

로봇 팔에 비정형 핸들링을 위한 Gripper를 장착한다. 슈말츠 Finger Gripper를 사용하여 심히 굴곡진 PET를 잡기 위해 사용할 예정이다. 특히, 그림 우측의 Combi type의 경우 Finger와 Suction 패드가 결합된 형태로 물리적인 picking과 진공으로 빨아들이는 picking이 가능하여 검출된 유색 PET를 정확하게 분리할 수 있다.

IV. PET 선별 모델의 선택

VISION 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.[4] 따라서 본 연구는 최적의 선별 알고리즘을 구현하기 위해 YOLOx 인공지능 모델과 정밀검출을 위한 Hierarchical Occlusion Modeling을 통한 보이지 않는 물체의 Amodal 인스턴스 분할 알고리즘과 서로 다른 두 PET 객체에 동일한 클래스를 부여 하면서 품질저하 파트는 별도 레이블링 하여 학습데이터를 구축하는 기법을 통하여 PET를 분류한다.

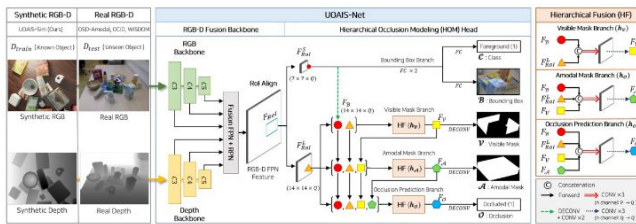


그림 5. Hierarchical Occlusion Model[6]

그림 5는 UOAIS-Net의 구조이다. UOAIS-Net은 RoI RGB-D 특징 추출을 위한 RGB-D 퓨전 백본 및 bounding box, visible mask, amodal mask 및 가려짐의 계층적 예측을 위한 HOM 헤드로 구성된다. HF 모듈을 사용하여 가려진 물체의 분할과 가려짐 예측을 크게 향상시킬 수 있다.[5]

1. 추론 속도 최적 조건

폐 PET 분류 자동화 시스템에서 가장 먼저 선행되어야 하는 작업은 일정 속도로 움직이는 컨베이어벨트 위 폐 PET 다중 객체를 인식하고 추론하여 정확한 윤곽선 및 class 정보를 얻는 Object detection & segmentation이다. Object detection & segmentation 모델은 물체 인식과 class 추론을 순차적으로 진행하는 2-stage detector와 한 번에 진행하는 1-stage detector 모델로 나뉜다. 작업 환경과 활용분야에 따라 선택되며, 일반적으로 1-stage detector는 추론 속도가 빠르지만 추론 성능은 낮다. 폐 PET 선별작업에 활용되는 로봇의 경우, 로봇 제어기로부터 신호를 받아 로봇이 작동하기까지의 지연시간이 약 0.3 ~ 0.5초가 소요되며, 진공식 그리퍼 흡입하여, 지정 위치에 배출하는 시간은 'Onrobot' 제품의 경우 약 0.5초가 소요된다. 또한 로봇과 그리퍼 제품의 평균 오차를 고려한다면 1초에 1개의 물체를 선별하기 위한 물체 추론 속도는 0.1초 이하여야 한다. 로봇과 그리퍼의 경우 제작사에 따라 사양이 상이하여 작업현장에 적합한 속도를 가진 제품을 찾아야 한다. 1-stage detector 알고리즘 중 YOLO(You Only Look Once) 알고리즘은 처음 공개되었을 당시 높은 추론 속도를 기록하며 화제가 되었다. YOLOx모델의 경우, 추론 성능도 2-stage detector 알고리즘만큼 개선되어 충분한 속도와 인식률로 Object detection분야에서 각광

받고 있는 알고리즘이다.

3-2. YOLOx 모델의 선택

YOLO는 통합된 객체 검출 모델로 전체 이미지를 직접 학습한다. 다른 검출기에 비해 객체 표현을 보다 일반화하여 빠르고 강력한 검출이 가능하다. 이러한 여러 장점을 통해 객체 검출에서 보다 대중화될 가능성이 높다고 판정된다.[3] 기존에 이미지분석 모델로 각광받던 YOLO v5 model과 비교하여 YOLOx가 가지는 장점은 다음과 같다. YOLO v3의 darknet backbone 기반에 몇 가지 아이디어를 추가하여 2021년 발표된 다양한 YOLO 시리즈 중 우수한 acc/speed를 보인다. 가장 정확도가 높은 것은 YOLOr (55.4 mAP)이지만 tiny/nano와 같은 가벼운 모델은 제공되지 않으며, edge 시스템을 위한 경량 모델의 경우 YOLOx가 유리한 것으로 나타났다. 또한, YOLOx의 경우 anchor free 기반으로 anchor 기반에 최적화된 YOLOv4, YOLOv5가 아닌 YOLOv3(spp)를 base로 하였고, 강력한 augmentation 기법과 anchor-free 가 특징이다.

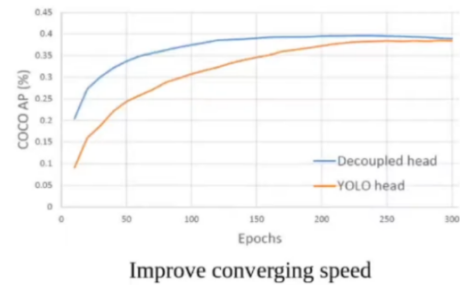


그림 6. Decoupled Head Graph[7]

Models	Coupled Head	DecoupledHead
VanillaYOLO	38.5	39.6
End-to-end YOLO	34.3 (-4.2)	38.8 (-0.8)

표 1. The effect of decoupled head for end-to-end YOLO in items of AP(%) on COCO

YOLOx에 적용한 기법 중 첫 번째로 Decoupled head가 있다. Decoupled head라는 것은 이름처럼 하나의 헤드가 아닌 여러 개의 헤드로 나뉜 것을 의미한다. YOLOv3부터 YOLOv5까지는 단일헤드를 사용했다. 즉, Regression 파트, Classification 파트, 그리고 Objectness 파트까지 전부 합쳐서 하나의 벡터로 만들어 학습하고 prediction을 하는 방법을 사용했다.

3-3. YOLO 모델 분석 결론

개선된 선별 모델을 통해 두 class의 중복되는 경우를 개선하면 충분히 색상끼리의 분류, 재질끼리의 분류가 가능할 것으로 보인다. 특히 YOLOx를 통해 적은 시스템 자원으로도 더 빠른 추론이

가능하여, 과부하의 위험이 덜 하고 기존 작업속도보다 더 높은 효율을 달성할 것으로 보인다.

V. 결 론

본 연구에서 설계한 투명 PET 검출 및 분류 시스템의 개발을 통해 재활용 PET 선별 프로세스를 혁신적으로 개선함으로써 다음과 같은 혜택을 예상한다. 우선, 정밀한 선별을 통해 재활용 PET 선별 프로세스의 효율성을 극대화함은 물론 재활용 과정에서 에너지 및 자원을 절약하는 환경 친화적인 처리를 가능케 할 것이다. 또한, 고속 카메라와 인공지능 모델을 활용하여 연속적인 작업을 수행함으로써 작업의 안정성과 일관성을 확보할 수도 있다. 이는 시스템의 유지, 보수, 개선에 대한 기여로 이어질 것이라 예상된다. 무엇보다도 색출된 유색 PET와 오염물질의 신속하고 정밀한 분류를 통해 재활용 소재 품질을 향상시킴으로써 재활용 PET의 가치가 높아지면 이를 통해 고품질 재활용 원료를 확보할 가능성이 높아질 뿐만 아니라, 기존의 폐 PET 수입을 대체하는 경제적 효과를 발생시킬 수 있다. 일련의 시스템과 공정 개발 과정에서 로봇 공학 기술자, 인공지능 기술자, 빅데이터 분석 기술자 등 전문인력을 양성하고 양질의 일자리 창출에도 기여할 수 있다. 재활용을 더 이상 단순한 환경 보호 수단이 아니라 지속 가능성과 경제 발전 사이의 균형을 이루는 핵심 요소라는 인식의 전환이 요구되는 시점에 본 연구가 시의적절한 솔루션이 될 것으로 기대한다.

참고문헌

- [1] https://www.korea.kr/news/reporterView.do?newsId=148910471&call_from=naver_news
- [2] <https://www.idaequ.co.kr/news/articleView.html?idxno=316118>
- [3] Yong-Hwan Lee, Youngseop Kim, "Comparison of CNN and YOLO for Object Detection", Journal of the Semiconductor & Display Technology, Vol. 19, 2020
- [4] 한국환경산업기술원, 폐플라스틱 물질재활용을 위한인공지능 결합 고속자동화 선별공정 개발최종보고서
- [5] 김지영, 지민구, 정중은, "비전 인공지능 기반의 Recyclable-PET 선별에서 최적의 감독학습 기법", ACK, 2021
- [6] Seunghyeok Back, Joosoon Lee, Taewon Kim, Sangjun Noh, Raeyoung Kang, Seongho Bak, Kyoobin Lee, "Unseen Object Amodal Instance Segmentation via Hierarchical Occlusion Modeling", ICRA, 2022
- [7] Zheng Ge, Songtao Liu, Feng Wang, Zeming Li, Jian Sun, "YOLOX: Exceeding YOLO Series in 2021", CVPR, 2021