

Depth 카메라를 이용한 델타 로봇의 유연 생산 제품 피킹 좌표 검출에 관한 연구

배성재*, 서지환*, 김병준*, 정성환*, 조세운*

*한국전자기술연구원

bsj940528@keti.re.kr, seojh410@keti.re.kr, jun0420@keti.re.kr,
shjeong@keti.re.kr, swcho@keti.re.kr,

A Study on Coordinate Detection for Flexible Production Product Picking Using a Depth Camera with Delta Robots

Seongjae Bae*, Sewoon Cho*, Jihwan Seo*, Byoungjun Kim*, Sunghwan Jeong*

*Korea Electronics Technology Institute

요약

본 연구에서는 Depth 카메라를 이용하여 밀키트 등의 유연 생산 구성품의 3차원 중심 좌표와 폐색 여부를 동시에 검출하는 방법을 제안한다. 검출 정확도 향상을 위해, Yolov8-obb 모델을 학습시켜 이미지 상에서의 중심 좌표를 추출한다. 제품 간의 겹침으로 인해 가려지지 않은 제품에 대해서는 제품 영역의 2D 픽셀 좌표와 3D Depth 정보를 사용하여 2D/3D 매칭을 통한 최종 로봇 피킹 좌표 검출한다. 직접 구축한 학습 및 평가 데이터를 활용한 실험 결과, mAP@0.5는 0.99, mAP@0.5:0.95는 0.94를 기록하였으며, 이는 다양한 겹침 환경에서도 안정적인 검출 성능을 유지함을 의미하며 제안하는 방법은 유사한 제품을 생산하는 유연 포장 및 생산 공정에서 로봇 자동화 시스템의 비전 시스템 기술로써 활용할 수 있을 것으로 판단된다.

1. 서론

최근 식품 제조 산업은 소비자 맞춤형 제품 수요 증가와 인건비 상승, 생산 인력 부족 등의 문제에 직면해 있다. 이러한 환경 변화 속에서 자동화·지능화 기술은 생산 효율성과 품질 안정성을 확보하기 위한 핵심 수단으로 부각되고 있다. 특히 비전 시스템과 델타 로봇을 활용하여 포장, 분류, 피킹과 같은 반복적이고 정밀성이 요구되는 공정을 대체할 수 있는 유력한 방법으로 주목받고 있다. [1, 2]

식품 제조 산업 분야 중에서도, HMR (Home Meal Replacement) 제품은 유연 생산 공정에 속하며, 제품군의 다양성과 높은 변동성으로 인해 타 제조 공정 대비로 자동화 비율이 상대적으로 낮다. [3] 이러한 한계를 극복하기 위해서 개별 구성품들의 분류 보다는 유연 생산 제품군의 패키지 형태를 인식하고 3차원 좌표를 추정할 수 있는 방식은 제품의 다양성과 변동성에 강인하고 검출 성능 측면에서 효율적이다.

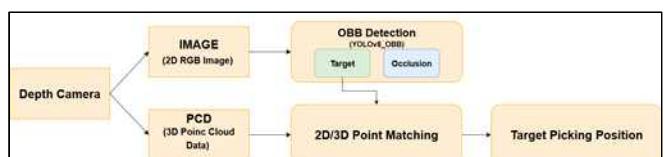
본 연구에서는 HMR 제품의 유연 생산 공정 설비 자동화를 위해 밀키트 등의 유연 생산 구성품을 인식하고, 2D 이미지 기반 객체 검출과 3D Depth 카메라 데이터를 융합하여 효율적인 로봇 피킹 좌표를 산출할 수 있는 Vision 기반 알고리즘을 제안한다.

2. 제안방법

2.1 Overview

본 연구에서는 Depth 카메라를 이용하여 델타 로봇의 유연 생산 제품 피킹 좌표를 검출하는 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 2D 이미지 검출 단계에서 유연 생산 제품의 폐색(Occlusion) 상태와 위치를 같이 검출하여 로봇이 실제로 집을 수 있는 유연 생산 제품의 위치를 산출하고자 한다.

2D 이미지에서 모든 유연 생산 제품의 폐색 여부와 2D 이미지상의 OBB(Oriented Bounding Box) 위치를 검출한다. 이 중 로봇이 직접 피킹 할 수 있는 Target 제품과 다른 제품에 의해 가려져 폐색(Occlusion) 상황에 있는 제품을 구분하여 별도의 클래스로 인식한다. 이후 Target 제품의 2D 위치와 3D PCD (Point Cloud Data)를 활용하여 2D/3D 매칭을 적용하고 델타 로봇의 유연 생산 제품 피킹 좌표를 산출한다.



[그림 1] 알고리즘 구조도

2.2 Yolov8-obb 기반 제품 및 폐색 상태 검출

유연 생산 제품의 위치를 추정하기 위해 우선 2D 이미지 기반 OBB 객체 검출을 수행하였다. OBB 검출 방식은 제품의 위치와 회전 정보를 포함하여 예측하는 방식으로 BBOX (Bounding Box) 방식과 달리 제품의 위치와 회전 상태를 동시에 추정할 수 있는 장점이 있다. 유연 생산 공정에서는 제품이 일정하게 정렬된 형태로 외포장 공정을 수행하므로 OBB 검출 방식은 필수적이다.



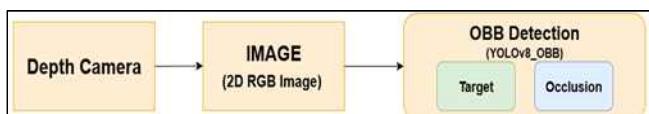
(a) BBOX(Bounding Box)



(b) OBB(Oriented Bounding Box)

[그림 2] BBOX와 OBB 검출 비교 (a) BBOX 검출, (b) OBB 검출

Yolov8-obb 모델은 Yolov8 구조를 확장하여 객체의 회전 정보를 포함한 OBB 검출을 수행한다. 본 연구에서는 2D 이미지 단계에서 OBB 검출과 다종 소분 구성품을 target 클래스와 occlusion 클래스로 구분하여 2D 이미지 단계에서 폐색 상황을 사전 예측하여 로봇이 실제로 페킹하기 위한 제품인지 아닌지를 구분 할 수 있다. [4] Yolov8-obb 모델을 기반으로 객체 검출 시 2D 이미지 단계에서 로봇이 페킹 할 수 있는 유연 생산 제품을 Target 클래스, 제품 간의 겹침(Occlusion)으로 인해 바로 로봇이 바로 페킹 할 수 없는 Occlusion 클래스로 두 종류의 결과를 출력 한다.

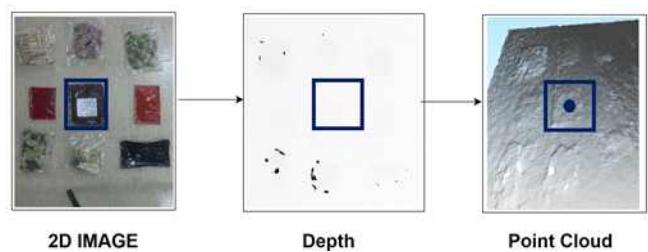


[그림 3] 2D 이미지 활용 제품 OBB 및 Occlusion 검출 구조

2.3 2D/3D 매칭을 통한 로봇 페킹 좌표 검출

로봇 페킹 좌표 검출을 위한 2D/3D 매칭은 위 단계에서 인식한 Target 클래스의 OBB 인식 결과와 3D Depth 카메라에서 얻은 PCD(Point Cloud Data) 상의 포인트를 카메라 좌표계 기준으로 좌표를 추출한다.

Occlusion 클래스 제품은 로봇이 Target 클래스 제품을 먼저 페킹 하여 카메라 시점에서 밖으로 이동시킨 후에 다시 Target 클래스로 인식되어서 이 단계에서는 계속해서 Occlusion 클래스 제품의 로봇 페킹 좌표를 추출한다.



[그림 4] 3D Depth 융합 파이프라인 예시

3. 실험

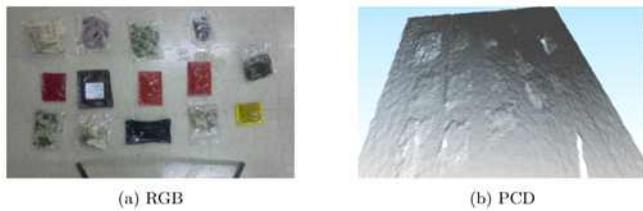
3.1 데이터 수집 및 학습데이터 구축

밀키트 등의 유연 생산 제품은 오징어볶음, 된장찌개, 떡볶이 등과 같은 밀키트에 포함되는 재료들로, 소스·오징어·떡 등 다양한 식재료가 비닐에 진공 포장된 형태를 가진다. 이들은 모두 비닐 포장이라는 공통점을 가지지만, 포장 색상, 크기, 내용물의 차이 등에서 다양성을 보인다.



[그림 5] 밀키트 등의 유연 생산 제품 예시

본 연구에서 제안하는 모델에 활용하기 위한 데이터 세트 구축을 위해서 3D Depth 카메라 (ZED2i, Orbbec Astra 2)를 활용하여 2D RGB 이미지와 3D PCD(Point Cloud Data)를 동시에 수집하였다. 데이터는 그림 6과 같이 지면에 수직으로 배치된 1.5m 높이 시점에서 촬영되었으며, 일반 상태와 폐색 상태 모두를 포함하도록 구성하였다. 이를 통해 2D 이미지 기반 객체 검출과 3D Depth 정보 융합 연구에 필요한 다종 소분 구성품 학습용 데이터를 수집하였다.



(a) RGB

(b) PCD

[그림 6] 학습데이터 비교 (a) RGB, (b) PCD

Yolov8-obb 모델의 학습을 위한 데이터 라벨링을 진행하였으며, 데이터 양식은 좌표가 0과 1 사이에서 정화된 네 개의 모서리 점으로 지정하여 xywhr format (position x, y, width, height, and rotation)으로 나타낸다. 데이터 라벨링은 X-anything labeling을 활용하여 직접 라벨링 하였으며, 다수의 대상 구성품 객체가 포함된 이미지 1,200장에 대해서 occlusion, target으로 라벨링을 진행하였다.



[그림 7] 학습 데이터 라벨링 화면

3.2 2D 이미지 활용 제품 OBB 및 Occlusion 검출 실험

Yolov8-obb 모델은 학습데이터 1,000개, 검증 데이터 200개를 활용하여 학습을 진행하였으며. 학습 과정에서 사용된 주요 파라미터는 표 1과 같다.

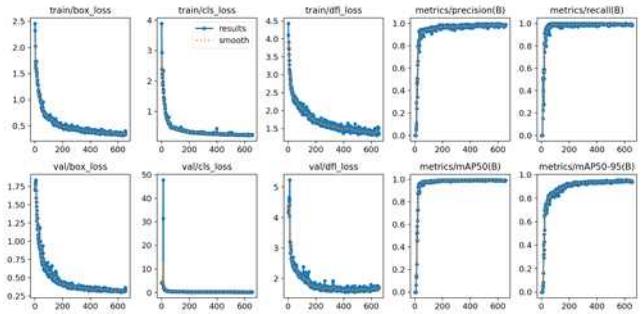
[표 1] YOLOv8 OBB 모델 학습 환경

파라미터	값	설명
class	[target, occlusion]	target : 로봇 퍼킹 좌표를 추출할 수 있는 상태의 유연 생산 제품 occlusion : 유연 생산 제품 간의 겹침으로 인해 로봇 퍼킹 좌표를 추출할 수 없는 유연 생산 제품
task	obb	Oriented Bounding Box (OBB) 작업을 수행하도록 지정
model	yolov8s_OBB	YOLOv8의 OBB 모델 구성을 사용
data	data/data.yaml	학습 데이터 세트의 경로. 데이터 구성과 클래스 정보를 포함
epochs	2000	반복 학습 횟수
imgsz	1280	입력 이미지 크기
batch	8	학습 과정에서 한 번에 처리할 이미지 수
overlap_mask	true	마스크가 겹치는 경우도 지원하도록 설정
iou	0.7	NMS 과정에서의 IoU 임곗값
optimizer	auto	학습 최적화 알고리즘 선택

평가 데이터를 통해 제안한 방법의 성능을 검증하기 위해 mAP (mean Average Precision) 평가 척도를 활용하였다.

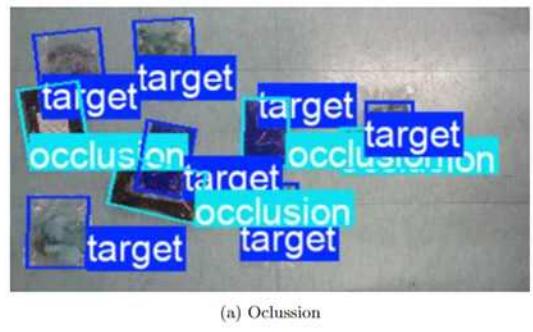
$$mAP = \frac{1}{|Q_R|} \sum_{q \in Q_R} \text{Average Precision}(q) \quad (1)$$

평가 실험 결과 그림 8과 같아, mAP@0.5는 0.99, mAP@0.5:0.95는 0.94의 성능을 도출하였다. 이는 제안한 YOLOv8_OBB 기반 방법이 다양한 IoU 임곗값에서도 높은 검출 성능을 유지함을 보여준다. 또한 Precision 0.99, Recall 0.99 수준으로, 폐색 (Occlusion) 상황을 포함한 복잡한 환경에서도 안정적인 객체 검출이 가능함을 확인하였다.

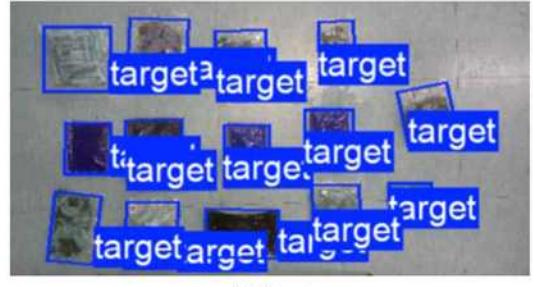


[그림 8] YOLOv8 OBB 모델 학습 결과

YOLOv8_OBB 모델을 활용하여 2D 이미지 기반 target 클래스와 occlusion 클래스에 대한 객체 검출 결과는 그림 9와 같으며, 밀키트 등 다종 소분 구성품과 폐색 상태에 대해서 정상적으로 검출할 수 있음을 확인하였다.



(a) Occlusion



(b) Target

[그림 9] 모델 추론 결과 (a) Occlusion 존재 하는 경우
(b) Target만 존재하는 경우

4. 결론 및 향후 연구

본 연구에서는 Depth 카메라를 이용한 멜타 로봇의 유연 생산 제품 피킹 좌표 검출에 관한 연구를 진행하였으며 2D 이미지에서 유연 생산 제품의 OBB와 폐색 상태 검출, 2D/3D 매칭을 통한 로봇 피킹 좌표 검출 방법을 제안한다. 향후 연구에서는 제안한 위치 추정 결과를 실제 로봇 제어에 직접 적용하여, 자동 분류·집기(picking) 및 조립 공정으로 확장하는 연구를 진행할 예정이다. 이를 통해 스마트팩토리 및 식품 제조 산업의 생산성 향상과 자동화 고도화에 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

ACKNOWLEDGMENT

본 논문은 2025년도 농림축산식품부의 재원으로 농림식품기술 기획평가원(IPET) 고부가가치식품기술개발사업 “밀키트 등 다종 소분 구성품 유연 포장 자동화 설비 호환 기술개발 (00413186)” 사업의 지원을 받아 수행된 연구 결과임.

참고문헌

- [1] 김태형, 오승일, “식재료 분류 및 소포장 공정 로봇-자동화 시스템 디지털전환 공정 표준화 모델 개발”, 한국산학기술학회 논문지, 제 24권 12호, pp. 422-429, 12월, 2023년.
- [2] S. Baek, S. Oh, S. Lee, and K. Kwon, “A Simulation-Based Approach for Evaluating the Effectiveness of Robotic Automation Systems in HMR Product Loading,” Foods, vol. 13, p. 3121, Sep. 2024
- [3] Y. B. Wakchaure, B. K. Patle, and S. Pawar, “Prospects of robotics in food processing: an overview,” Journal of Mechanical Engineering, Automation and Control Systems, Vol. 4, No. 1, pp. 17-37, Jun. 2023
- [4] Feng, S., Huang, Y., Zhang, N., “An Improved YOLOv8 OBB Model for Ship Detection through Stable Diffusion Data Augmentation”, Sensors, 제 24 권 17호, pp. 5850, 9월, 2024년.