

딥러닝 기반의 사과 품질 실시간 모니터링 시스템

배찬석, 정우혁, 이근재, 홍규량, 권지현, 유홍석(교신저자)
경운대학교 소프트웨어학부

e-mail: aja1200@naver.com, jwh21680@naver.com, lief00@naver.com, rbfid0104@naver.com,
kjeeh10@gmail.com, hsyoo@ikw.ac.kr

Realtime Apple Quality Monitoring System Based on Deep Learning

Chan-seok Bae, Woo-hyuk Jung, Geun-jae Lee, Gyu-ryang Hong,
Ji-hyun Kwon, Hongseok Yoo(Corresponding Author)
School of Software, Kyungwoon University

● 요약 ●

팬데믹, 전쟁 등을 포함한 국제 정세 변화에 따른 물류대란, 원자재가격 상승 및 환율 급등으로 인해 2023년 기준 대한민국의 물가는 크게 오르고 있는 추세이다. 물가 상승은 사업장의 인건비 부담 증가로 이어지고 있고 특히 노동 집약 산업인 농업 분야에서의 인건비 부담 문제는 더욱 심각한 실정이다. 외국인 근로자 고용이 대안이 될 수 있지만 인건비 절감 효과는 미미하기에 농업계 관계자들은 자동화 시스템 도입에 관심이 집중되고 있다. 따라서, 본 논문에서는 사과 분류 작업 자동화 체계의 핵심 요소에 해당하는 사과 품질 실시간 모니터링 시스템을 제안한다. 제안한 방식에서는 딥러닝 기반의 영상 분석 기법 및 무게 센서 데이터 분석을 통해 사과의 품질에 따른 등급 책정을 자동화 한다.

키워드: yoloV8, 객체 검출(Object Detection)

I. Introduction

농업인 신문에 따르면 농업인들은 농업이 국가를 지탱하는 중요한 산업으로 여기고 작농에 임하고 있지만 그 이면에는 농산물 값 폭락과 인건비 폭등 등으로 경제적 어려움을 겪고 있다. 코로나19 이후 농촌 지역의 인건비는 매년 오르고 있다. 특히, 외국인 노동자의 일손 품귀 현상이 인건비 상승으로 이어지고 있는 것이다. 외국인 근로자 고용이 대안이 될 수 있지만 인건비 절감 효과는 미미하기에 농업계 관계자들은 자동화 시스템 도입에 관심이 집중되고 있다. 따라서, 본 논문에서는 사과 분류 작업 자동화 체계의 핵심 요소에 해당하는 사과 품질 실시간 모니터링 시스템을 제안한다.

제안한 방법에서는 YOLOv8을 이용하여 기본적으로 제공하는 클래스별로 ID를 부여하는 기능을 사용하였다. 객체를 검출을 기반으로 사과의 상태를 판별하고 사과의 무게를 측정하여 사과의 등급을 부여한다 [1]. 세부적으로 YOLOv8s 모델을 사용하였으며, 10FPS의 처리 성능을 확인하였다.

II. Preliminaries

YOLO 알고리즘은 원본 이미지를 동일한 크기의 그리드로 나눈다. 각 그리드에 대해 그리드 중앙을 중심으로 미리 정의된 형태로 지정된 경계박스의 개수를 예측하고 이를 기반으로 신뢰도를 계산한다. 이미지에 객체가 포함되어 있는지, 또는 배경만 단독으로 있는지에 대한 여부가 포함되며 높은 객체 신뢰도를 가진 위치를 선택해 객체 카테고리를 추론한다.

YOLOv8은 이전 버전의 성공을 기반으로 새로운 기능과 개선 사항을 도입하여 성능과 유연성을 더욱 향상시켰다. YOLOv8은 빠르고 정확하며 사용하기 쉽게 설계되어 다양한 객체 탐지 및 추적, 인스턴스 분할, 이미지 분류 및 포즈 추정과 같은 작업이 가능하다.

III. Design and Development

1. System architecture

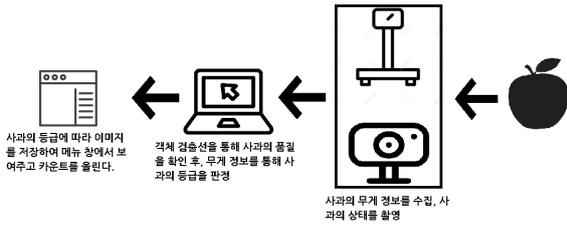


Fig. 1. System Configuration Diagram

그림 1은 제안한 방식의 시스템 구성을 나타낸다. 카메라를 통해 사과와 영상 정보를 실시간으로 받아온다. 무게 센서를 통해 사과와 무게 정보를 저장한다. 사과가 객체 검출 선에 닿을 시 사과와 품질을 판단한다. 다음으로 무게 정보를 가져와 사과와 등급을 책정한 후 카운트를 올린다. 사용자는 UI를 통해 정보들을 확인할 수 있도록 하였다.

2. apple grading

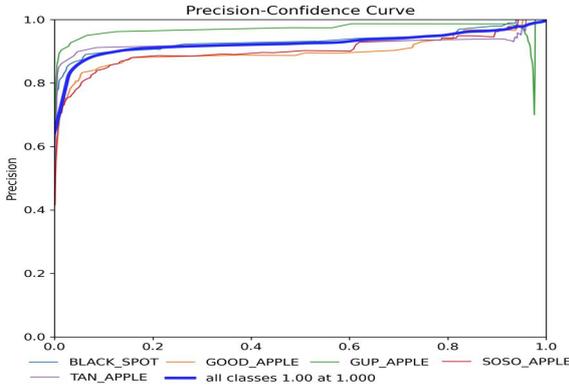


Fig. 2. Accuracy Graph Pictures

잘 익은 사과, 덜 익은 사과, 껍두껍 사과, 탄자병 사과, 검은점무늬 병 사과 5개의 클래스를 지정하였다. 각각 400장의 이미지 총 2000장의 이미지를 학습시켜 94.9%의 정확도를 기록하였다. 실제로 실험한 결과에 따르면 정확하게 클래스를 인식하는 확률은 90% 이상인 것을 확인하였다.

사과의 품질을 확인하기 위한 객체 검출 선은 카메라 화면 출력 창의 Width, Height를 기준으로 배치하였다. 객체 카운팅을 사용하기 위해서 YOLOv8에서 제공하는 model.track()을 사용하였다. 여러 개의 잘 익은 사과에 순서대로 ID1, ID2, ID3, ID4 이러한 방식으로 부여하였다.

객체 검출 선에 닿을 시 사과의 품질을 판단한다. 그리고 질병에 걸리지 않은 사과로 판별됐을 때, 무게 정보를 가져와 사과와 등급을 책정한 후 카운트를 올린다. 사용자가 이전에 등급이 정해진 사과의 사진을 확인하고자 할 때, 메뉴 창에 들어가 사진을 확인할 수 있는 창을 띄울 수 있도록 하였다.

3. Load Cell Sensor

본 논문에서는 객체 검출 선을 통해 인식된 사과의 품질을 확인하도록 하였다. 그다음 과정은 품질이 확인되는 순간 사과의 무게를 측정하

는 것이다. 잘 익은 사과와 경우 714g 이상일 때 A CLASS, 714g 미만이고 500g 이상일 때 B CLASS, 500g 미만이고 385g 이상일 때 C CLASS, 385g 미만이고 313g 이상일 때 D CLASS, 그 밑으로는 E CLASS로 분류하도록 하였다.

사과의 익음 정도에 따라 상품가치가 결정되기 때문에 덜 익은 사과가 714g을 초과하더라도, 잘 익은 사과와 측정 등급보다 한 단계 아래로 책정되도록 하였다. 무게 센서를 통해 측정할 때 사과와 무게 측정은 조금의 시간을 필요로 한다. 그렇기에 2초 동안 측정하도록 설정하여 사과와 정확한 무게를 측정할 수 있도록 하였다.

IV. Experiments



Fig. 3. Experiment

그림 3은 실험 데모에서 객체 검출 선에 잘 익은 사과가 검출된다는 것을 보여준다. 그리고 객체가 검출된 시점부터 2초간 잘 익은 사과와 무게를 측정하여, 마지막에 측정된 무게를 기준으로 사과와 등급을 책정한다. 질병에 걸린 사과에 대해서는 무게를 측정하지 않고 바로 질병에 걸린 사과라고 판별하는 것도 확인하였다. 등급이 측정된 순간에 등급이 정해진 사과의 사진을 확인할 수 있도록 사진으로 남기는 것을 보여준다. 실험을 위해 질병에 걸린 사과도 포함하여 무작위로 선정한 50개의 사과를 대상으로 실험을 진행하였다. 50번의 실험을 진행한 결과 사과와 상태와 일치하는 바운딩 박스의 정확도는 평균 92%를 기록하였다.

V. Conclusions

본 논문에서는 딥러닝 기반의 사과 품질 실시간 모니터링 시스템을 제안하였다. 향후적으로 카메라를 2대를 사용하여 양면에서 사과와 품질을 확인하여 더 신뢰성 있는 시스템을 개발할 계획이다. 카메라 화면을 출력하는 프로세스와 무게를 측정하는 프로세스를 각각 스레딩하여 시스템을 최적화할 것이다. 그리고 사과와 관련된 더 많은 질병들의 사진 데이터를 수집하여 학습시키고 시스템의 범용성을 넓힐 것이다.

REFERENCES

- [1] <https://docs.ultralytics.com/modes/track/#available-trackers>
- [2] <https://docs.opencv.org/4.x/>
- [3] <https://github.com/aguegu/ardulibs/tree/master/hx711>