

YOLO 기반 딥러닝 객체 인식 무인계산대 개발에 관한 연구

박태백
수원대학교 정보통신공학과
96yoom@gmail.com

Implementation of An Unmanned Counter based on YOLO Deep Learning Object Recognition

Tae-Baek Park
Information and Communication Engineering, Suwon University

요 약

우리는 일상 속에서 다양한 결제시스템을 접할 수 있다. 그중 무인계산 시스템은 소비자가 구매부터 결제까지 스스로 하는 방식이다. 발전된 기술이 편리함을 제공하지만, 일부 소비자들은 오히려 사용에 어려움을 겪고 사람이 계산을 해주는 기존의 시스템을 선호하는 경우가 많다. 본 논문에서는 소형 IOT 기기와 딥러닝 객체 인식 시스템을 기반으로 한 무인계산대를 설계하고 개발하였다. 계산대의 모습을 구현하기 위해 아두이노 컨베이어 벨트를 이용하고 라즈베리 파이와 파이 카메라를 이용하여 객체 인식 환경을 구현하였다. 파이 카메라를 통해 영상을 인식하고 해당 영상을 실시간으로 전송하여 PC에서 YOLO를 통해 객체를 탐지한다. 이후 탐지된 객체는 소비자가 확인할 수 있도록 디스플레이에 시각화한다. 본 논문에서 제안한 딥러닝 객체 인식 무인계산 시스템은 공산품이 주를 이루는 무인상점에 활용할 수 있다.

1. 서론

기술이 발전함에 따라 쇼핑 환경이 변화하고 있다. 과거 마트와 편의점은 점원이 결제를 해주었지만, 요즘은 소비자가 직접 계산하는 무인계산 시스템을 많이 찾아볼 수 있다. 이런 변화를 통해 인건비를 줄일 수 있고 그에 따라 상점의 운영시간에도 긍정적인 영향을 미친다. 또한, 기존 시스템에서 소비자가 계산대에 몰릴 경우 긴 대기시간을 가져야 하지만 무인 결제시스템이 도입되어 문제를 해결하였다.

최근 무인계산 시스템으로 주목받고 있는 “아마존고(Amazon Go)”는 수많은 카메라와 센서를 이용하여 고객을 추적하여 계산에 걸리는 시간을 단축했다. 국내 다양한 점포에서도 무인계산 시스템이 시행하고 있다. 대형마트나 다이소는 바코드나 QR코드를 소비자가 직접 스캔하여 계산하는 시스템을 이용하고 있고 패스트푸드점은 키오스크를 설치하여 운영 중이다. 하지만 빠르게 발전하는 기술에 적응

하기 어려운 소비자들은 해당 시스템의 사용에 어려움을 겪고 회피하는 경향을 보인다. 따라서 누구나 편리하게 사용할 수 있도록 접근장벽이 낮은 결제시스템이 필요하다.

본 연구에서는 앞에서 제시된 단점을 보완하여 사용자 친화적인 무인계산대를 설계 및 구현하였다. 계산대 모습을 구현하기 위해 아두이노 컨베이어 벨트를 사용했다. 라즈베리파이와 파이카메라를 이용해 영상을 촬영하고 해당 영상을 PC에서 객체 인식 알고리즘을 이용해 어떤 상품인지 파악하여 구매리스트에 등록하는 순으로 진행된다. 기존에 무인계산대에서 시행하는 바코드나 QR코드 인식에서 완전히 벗어나 이미지를 통해 객체를 인식시키는 방법에 관하여 연구하고 구현하였다.

2. 무인계산 시스템 설계

2.1 시스템 설계

Fig. 1 에서는 본 연구의 시스템 설계도를 보여준다. 라즈베리파이와 딥러닝을 진행하는 PC는

TCP/IP 통신을 이용해 영상을 전송한다. 데이터베이스와 YOLO는 python 언어를 이용해 통합하여 디스플레이로 출력하여 소비자가 확인할 수 있도록 하였다.

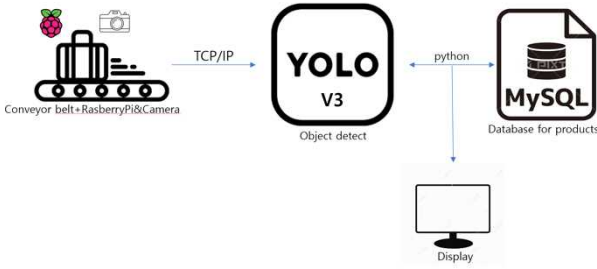


Fig. 1 System Structure

2.1 시스템 동작

Fig. 2 는 본 연구의 동작 순서도를 나타낸 것이다.



Fig. 2 Flow Diagram

3. 무인계산 시스템 구현

3.1 개발 환경

본 연구 무인계산 시스템에서 정확하고 빠른 인식은 매우 중요하다. 라즈베리파이와 파이카메라를 이용해 영상을 촬영하고 이를 PC에서 실시간으로 활용한다. PC는 객체탐지 알고리즘인 YOLO(You Only Look Once)를 이용한다. YOLO는 전체 이미지를 영역으로 나누어 각 영역의 경계 상자와 확률을 예측한다. 또한, 한 이미지 안에 여러 객체를 탐지할 수 있고 영상을 실시간으로 탐지할 수 있다는 장점이 있어 본 연구에 적합한 알고리즘이다.

딤러닝 객체 인식 무인계산 시스템에서 사용된 개

발 환경은 Table 1과 같다.

Division		Detail
S/W	OS	Window, Raspbian OS
	IDE	VScode, IDLE
	Tools	OpenCV, YOLOv3, Darknet
	Language	Python
	etc	MJPG-Streamer
H/W	Device	Raspberry Pi & Camera, GPU, Display, Conveyor belt
	Communication	LAN, WIFI, IP/TCP protocol

Table 1. Overview of Detail

3.2 MJPG-Streamer 구현

Fig. 3 에서는 아두이노 컨베이어 벨트와 라즈베리파이, 파이카메라를 이용한 계산대의 모습을 보여준다. 상품이 벨트를 타고 이동하고 파이카메라를 통해 영상을 촬영한다. 라즈베리파이에서 MJPG-Streamer를 이용해 TCP/IP 네트워크를 통해 PC에서 해당 영상을 객체 인식에 활용한다[1].



Fig. 3 View of H/W

3.3 YOLO 커스텀 데이터 학습

상품으로 다른 객체를 YOLO에서 인식할 수 있도록 학습을 진행해야 한다. 본 연구에서는 4개의 상품 클래스를 구성하여 총 2000여 장의 학습 데이터를 생성하였다. Fig. 4를 보면 YOLO-mark를 이용하여 학습 데이터를 레이블링 작업한 것을 확인할 수 있다[2].

YOLO 커스텀 데이터 학습 환경은 학습률 0.001, weight decay는 0.0005, max batches는 10000번으로 설정하여 학습을 진행하였다. 반복 학습을 진행한 결과 Loss 값은 0.4821을 확보하였고 이는 Fig. 5에서 확인할 수 있다.

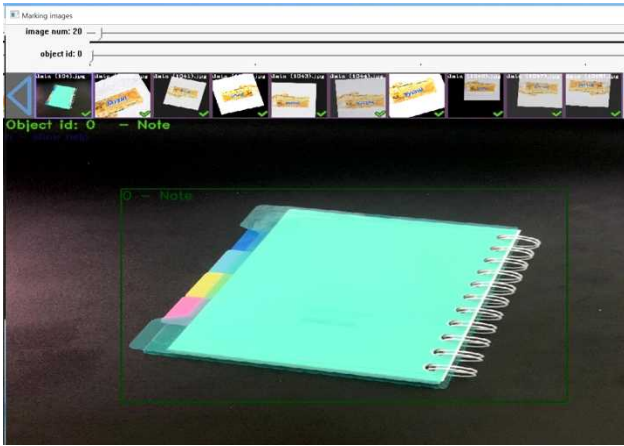


Fig. 4 YOLO-mark Labeling

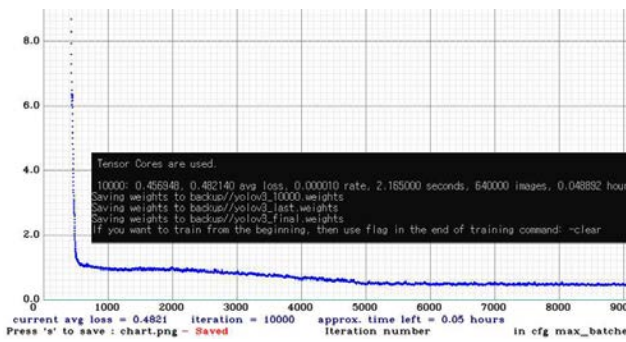


Fig. 5 Graph of loss function for YOLO training

3.4 상품 인식률(AP, mAP) 보완

YOLO 커스텀 학습이 완료되면 설정해 놓은 iteration 별로 weights 파일이 생성되어 객체가 올바르게 탐지되는지 테스트할 수 있다. 연구를 시작할 때 90% 이상의 평균 예측 정밀도(mean Average Precision 이하 mAP)를 목표로 하였고 매 회차 8000-10000 iteration의 학습을 총 9회 진행하여 mAP=92.32%의 weights 파일을 확보하였다.

높은 정밀도의 weights 파일을 확보하기 위해서 정밀도를 계산하는 법을 분석하였고 수식은 다음과 같다. $TP/(TP+FP)$

Table 2.는 총 9회 학습 동안 각 클래스별 AP와 mAP를 나타낸 것이다. 학습을 거듭 진행하면서 낮은 AP를 가진 클래스의 무의미한 데이터를 삭제하고 새로운 데이터를 추가하여 FP(False Positive 틀린 검출)의 횟수를 줄이고 TP(True Positive 올바른

검출)의 횟수를 높이는 것에 집중하였다. 그 결과 40%의 AP를 90%대로 끌어올렸고 목표한 mAP의 weights 파일을 확보하여 높은 인식률에 이바지했다.

	Note	Cookies	Scissors	Cola	mAP
1	98.34	92.24	45.65	54.09	57.58
2	90.86	76.87	83.50	94.35	86.40
3	90.24	91.33	52.37	69.84	75.94
4	87.58	81.58	78.24	94.20	95.40
5	88.60	81.12	77.13	93.65	85.12
6	95.42	89.58	89.33	64.00	84.58
7	94.80	78.88	97.82	87.16	89.67
8	95.04	96.77	96.02	81.32	92.29
9	84.25	96.72	96.42	91.89	92.32

Table 2. AP of each classes and mAP

4. 결론

본 논문에서 제안된 YOLO 딥러닝 객체 인식 무인계산 시스템은 소비자들이 기존에 무인 상점에서 겪는 문제점을 해결하고 사용자 친화적인 무인계산 시스템을 구현하였다. 제안된 시스템은 수용인원과 시간에 제한을 받지 않고 상품에 바코드나 QR코드를 프린팅할 필요가 없다.

본 논문에서 사용된 객체 인식 알고리즘은 YOLO이다. 계산대는 실시간으로 운영돼야 하므로 정확도도 중요하지만 빠른 속도가 요구된다. 따라서 YOLO를 이용하여 시스템을 구현하였다. 새로운 상품의 등록이 필요할 경우 기존의 학습 환경에 새 상품의 데이터만 추가하여 재학습을 진행하면 기존과 똑같이 객체 인식이 가능하다. 또한, YOLO보다 뛰어난 성능을 가진 알고리즘이 등장한다면 객체탐지 모델을 수정하여 속도와 정확도를 개선할 수 있다.

References

[1] Jin-Seon Oh, In-Gook Chun , “Implementation of Smart Shopping Cart using Object Detection Method based on Deep Learning”, Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society, Vol. 21, No.7 pp. 262-269, 2020

[2] Jin-Hyeok Kim, Tae-Hui Lee, Yamin Han, Hee-Jung Byun, “A Study on the Design and Implementation of Multi-Disaster Drone System Using Deep Learning-Based Object Recognition and Optimal Path Planning”, KIPS Trans. Comp. and Comm. Sys. Vol.10, No.4 pp.177-122, 2021

- 본 논문은 과학기술정보통신부 정보통신창의인재 양성사업의 지원을 통해 수행한 ICT멘토링 프로젝트 결과물입니다 -