

자율 배송 로봇을 위한 YOLO 기반 문 객체 탐지 알고리즘 구현

박예찬¹, 조성준¹, 이강민¹, 조성현¹, 김형훈², 심현민¹

¹동서울대학교 전자과 학부생

²삼성전자

¹동서울대학교 전자공학과 교수

pcy0504@naver.com, cho1698josj@naver.com, leekanmin00@naver.com,
jo0598@naver.com, pastelom@gmail.com, hmslim@du.ac.kr

Implementation of a YOLO-based Door Object Detection System for Autonomous Algorithm Robots

YeChan Park¹, SungJoon Cho¹, GangMin Lee¹, SungHyeon Jo¹, Hyung-Hoon Kim², Hyeon-min Shim¹

¹Dept. of Electronic Engineering, Dong seoul University

²Samsung Electronics

¹Dept. of Electronic Engineering, Dong seoul University

요 약

본 논문에서는 YOLOv5m과 이미지 전처리 기법을 활용한 문 객체 감지 시스템을 제안한다. 이미지 전처리를 하지 않은 Original 이미지 그리고 이미지 전처리를 한 CLAHE 이미지, Bilateral 이미지 세 가지를 사용해서 가장 좋은 기법을 비교한다. mAP 진행 그래프 및 이미지 출력을 통해 결과를 검증한다. 본 논문의 목표는 인공지능이 문을 감지하는 알고리즘을 구현하여 배송 로봇이 목적지의 문을 찾아내는 것이다

1. 서론

COVID-19 대유행을 겪게 되면서 사람들은 배달 서비스에 많은 관심을 갖게 되었다. 이러한 결과는 배달 로봇 분야가 크게 발전하게 된 가능성을 열었다. 대부분의 배달은 수령인의 부재로 인해 현관문 앞에서 끝나는 경우가 많다. 따라서 로봇이 문을 인식할 수 있는 시스템이 필요하다. 이에 배달 서비스 로봇의 자동화를 위한 문 객체 탐지 알고리즘을 제안한다.

2. 연구 과정

문 객체를 탐지하기 위해서는 일반적으로 데이터 수집, 이미지 전처리, 객체 탐지 상자 설정, 데이터 학습의 과정을 가진다.

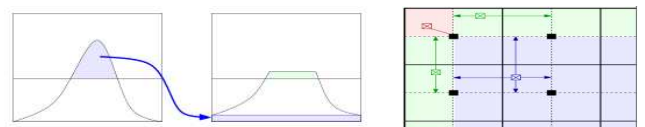
2-1. 데이터 수집

문 이미지 데이터의 수집은 동서울 대학교 건물 내 사진 촬영으로 320장, Selenium 코드를 작성하여 Google Crawling Image가 439장으로 총 759장의 데이터로 진행하였다.

2-2. 이미지 전처리

본 연구에서 사용한 이미지 처리 기술 두 가지를 소개한다. 전 처리를 하지 않은 일반 이미지, CLAHE, Bilateral 세 가지로 나누었다.

2-2-1. 히스토그램 CLAHE



(a) 히스토그램 균일화 (b) 히스토그램 CLAHE

그림 1. 히스토그램 CLAHE.

CLAHE는 그림 1(a)와 같은 기존의 히스토그램 균일화와는 다르게 그림 1(b)와 같이 균일화 작업을 이미지의 타일별로 나누어 잡기 때문에 더 정밀하게 이미지 데이터 분포를 고르게 만들어 대비를 강화하고 세부 사항이 더 잘 보이도록 한다. 본 연구에서는 대비를 강화하여 이미지를 이전보다 차이 나는 체도를 보이기 위해 clip_limit(대비 제한값)을 높게 주었다.



(a) 보정 전 (b) 보정 후
그림 2. 히스토그램 CLAHE 보정 전후 사진 비교.

2-2-2. Bilateral Filtering

Bilateral filter(양방향 필터)는 이미지 내 가장자리와 구조를 보존하고 잡음을 위주로 뭉개는 대표적인 스무딩 필터이다. 식 (1)은 Bilateral filter의 정규화식이다.

$$W_p = \sum_{x_i \in \Omega} f_r(\|I(x_i) - I(x)\|)g_s(\|x_i - x\|) \quad (1)$$

본 연구에서는 잡음 제거를 통한 매끄러운 이미지를 위해 $\text{Sigma_Color}(f_r)$ 의 값을 $\text{Sigma_Space}(g_s)$ 의 값보다 더 극명한 차이를 두어서 색상 유사성이 더욱 강조되고 공간적 이웃이 더욱 조밀해지면서 이미지가 더욱 공격적으로 부드러워지게 만들었다.



(a) 보정 전 (b) 보정 후
그림 3. Bilateral Filter 전, 후 사진 비교.

2-3. 객체 탐지 상자 설정 및 데이터 학습

Original, CLAHE, Bilateral 각각마다 객체 탐지 상자를 설정하였다. 데이터 학습은 Google Colab에서 Yolov5m 모델을 받았다. train, test, valid을 8 : 1 : 1로 나누어 훈련 루프 130회로 진행하였다.

3. 결과

표 1은 모델의 학습결과와 0.5~0.95에서의 임계값 범위에 대한 mAP(평균 정밀도)를 보여준다. epochs 횟수가 높아짐에 따라 mAP값이 상승하고 있다. mAP값이 높아질수록 모델이 이미지 객체를 정확하게 식별하고 위치를 파악하는 데 더 우수함을 나타낸다.

표 1. 성능 비교 결과

기법	Original	CLAHE	Bilateral
학습 결과			
최대 mAP [0.5:0.95]	0.54	0.62	0.6



그림 4. test 폴더 이미지 세트 객체 탐지 사진.

4. 결론

그림 4를 보면 인공지능 모델이 문에 대한 객체 탐지를 수월하게 하였다. 배송 로봇이 사람이 물건을 배송하듯이 스스로 목적지의 문을 찾아내는 것이 가능할 것이다. 문을 찾아낸 후, 추가로 문 가까이 다가가 물건 하차를 수행하거나, 수취자에게 알림 메시지를 보낼 수 있을 것이다. 표 1에서 CLAHE를 사용한 모델이 상대적으로 높은 mAP값을 가졌다. 이후, CLAHE를 사용해서 훈련 루프와 데이터 수를 증가시켜 mAP값을 더 상승시킬 계획이다.

참고문헌

[1] 김학구 이동복 송병철, Bilateral Filter를 이용한 적응적 언샤프 마스크, 전자공학회논문지, 제 49권 11호, 701쪽, 2012년
 [2] 강석준 한동석, 우천 상황에 강인한 CLAHE를 적용한 Adaboost 기반 차량 검출 방법, 한국통신학회논문지, 제 41권 12호, 1978-1981쪽, 2016년
 [2] 이태희 박천수, YOLOv8을 이용한 실시간 화재 검출 방법, 반도체디스플레이기술학회지, 제 22권 2호, 79-80 쪽, 2023년

- 본 논문은 과학기술정보통신부 정보통신창의인재양성사업의 지원을 통해 수행한 ICT멘토링 프로젝트 결과물입니다. -