

딥러닝 기반 보도(歩道) 환경 인식 및 쓰레기 분류 기술을 탑재한 청소로봇 시스템

이종수¹, 임경민¹, 이영민¹, 임준오¹, 양우성¹

¹광운대학교 로봇학부

dldnxks12@naver.com, koun9106@naver.com, illelia@naver.com, gtx950@naver.com, dreamrize@kw.ac.kr

Cleaning robot system with deep learning-based sidewalk environment recognition and waste sorting technology

Jong-Soo Lee¹, Kyeong-Min Lim¹, Young-Min Lee¹, Jun-Oh Lim¹, Woo-Sung Yang

¹Dept. of Robotics, Kwang-Woon University

요 약

본 논문에서는 자율주행을 통해 보도를 청소하는 동안 분실물을 인지할 수 있는 로봇 시스템을 개발하였다. 분실물의 종류는 딥러닝 모델에 의해 지정되고 학습되며 로봇은 이를 인식하여 저장한다. 보도 경계 및 장애물을 감지하기 위해 Image-Segmentation 기술을 사용하였으며, 물체 감지에 사용되는 depth 카메라(d435)를 사용하였다. 학습하기 위한 딥러닝 모델로 YOLOv5 를 사용하였으며, 그 결과 정해진 사물을 인식하는 데 평균 84%의 정확도를 보였다. 이 시스템을 로봇에 적용할 경우 예상되는 효과로는 정확한 보도 인식으로 로봇이 경로를 이탈하지 않도록 하는 것, 유실물품의 신속하고 안전한 인계 등이 있다.

1. 서론

최근 환경 미화원의 작업량 과다 및 열악한 근무환경으로 청소자동화를 위한 다양한 사업이 진행되고 있다. 환경부에서는 도로의 효율적인 청소를 위하여 한국형 청소차를 제작하는 움직임을 보여주었지만, 폭이 좁은 보도를 청소하기에는 한계가 있다. 보도 청소에 로봇 기술을 적용하기 위해서는 보행도로에 대한 환경 인지, 청소 대상에 대한 인지 정확도와 속도를 향상시킬 연구가 진행되어야 한다.

또 일선 경찰서에서는 최근 쏟아지는 분실물을 처리하는데 골머리를 앓고 있다는 뉴스가 있다. 경기남부청은 매년 경기 남부지역에 사는 시민 14~15 만 명 가량은 뜻하지 않게 물건을 잃어버리고, 그 유실물을 다시 찾는 비율은 절반 수준에 불과하다는 진술을 하였다.

본 논문은 위와 같은 문제를 해결하기 위해 보도를 청소하면서 쓰레기와 분실물을 구분하여 인지하고 로봇에 보관하는 시스템을 제안한다. 먼저 Lane 탐지 주행 기술은 도로 차선의 채도 차이를 인지하여 주행하는 기술로 처리 속도가 빠르지만, 환경이 다양한 도보에 적용하기에는 한계가 있다. 따라서 실시간으로 카메라에 인식되는 보도환경을 인지하기 위하여 Image-Segmentation 기술을 사용하고, 딥 러닝을 기반

으로 하여 분실물을 인식하도록 한다.

2. 본론

2.1. 시스템 구성

본 논문에서는 로봇이 자율주행으로 보도(歩道)를 청소하면서 발견하게 되는 분실물을 쓰레기와 구분하여 인식하는 것을 목표로 한다. 분실물의 종류를 특정 지어 딥러닝 모델로 학습시키게 되고, 학습시킨 모델들을 Depth 카메라를 통해 특정하여 쓰레기와 구분한다. 로봇은 물체를 인식한 후 분실물과 쓰레기를 나누어 보관하도록 한다. 보관된 분실물은 발견 장소 및 시간 등의 정보가 데이터베이스에 저장되고, 저장된 정보를 통해 분실물에 대한 정보를 알 수 있다.



(그림 1) 청소 환경

2.2. Hardware 구성

분실물 인식 환경미화 시스템의 하드웨어는 그림 1과 같이 구성하였다. 무동력 청소기 (UD-550)을 활용하여 청소 메커니즘을 구성하였고, 로봇은 청소할 때 방향전환이 용이해야 하므로 2 개의 BLDC 모터를 사용하여 differential drive 방식을 제작하였다. 쓰레기가

담기는 로봇 내부에는 분실물 보관함과, 쓰레기 수거함 두 부분으로 구분하였고, 그 사이에 서보 모터(SG-90)을 활용한 파티션을 제작하여 분실물과 쓰레기가 구분되도록 하였다.



(그림 2) Hardware 구성

2.3. Software 구성

카메라는 Image-Segmentation 을 통하여 보도를 인지하고, 로봇이 구역 청소를 진행할 수 있도록 제어 입력을 MCU 에 전달해 준다. 도로 주행 도중 분실물이 있다면 object detection 을 통하여 분실물을 인식하고, 분실물이 인식되었을 때 서보 모터를 이용하여 쓰레기와 분실물을 구분해 준다. 습득된 분실물은 GPS 정보와 시간 정보를 추가하여 Data Base 에 등록하며, 카메라의 depth 값을 활용하여 사람과의 충돌을 방지한다.



(그림 3) Software 구성

2.4. 가상 주행 차선 생성

본 로봇은 Camera 로부터 받아들이는 이미지에 대한 영상 처리의 결과로 제어입력을 결정한다. Camera data 를 2 개의 채널로 분리하는 Classification, Segmentation 을 수행한다. 이를 통해 도로와 분실물 객체를 구분하고, 주행할 수 있도록 한다. 하지만 2 개의 채널을 긴 시간동안 동시에 수행하기에는 연산 능력 제한이 있기에, 두채널을 다음과 같이 사용한다. Segmentation 은 항상 수행하며, Classification 은 Segmentation 결과 분할된 이미지 상 도로 위의 Outliar 로서 인식되는 객체가 등장할 때에만 수행되도록 한다.

Classification 은 비교적 가볍고, 그 성능이 좋은 ResNet 또는 InceptionNet 의 최신 버전으로 사용한다.

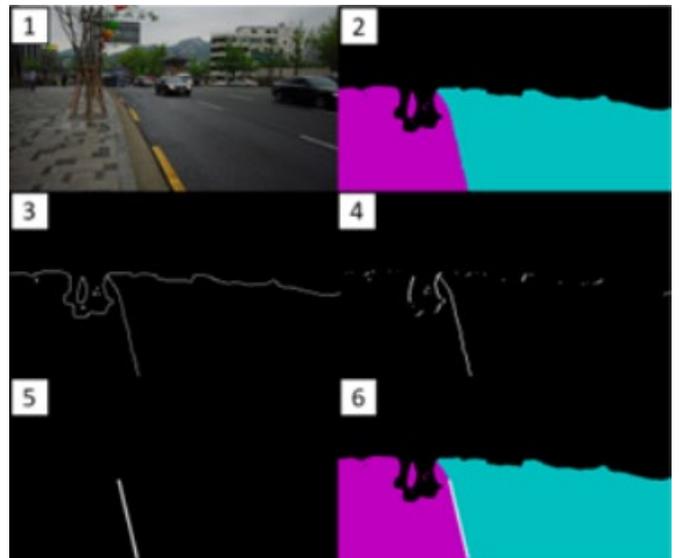
Segmentation 은 UNET 을 기반으로 하며 인도, 자전거 도로, 차도 그리고 그 외의 객체로 인식한다. 아래 그림은 한 예시이며, Segmentation 을 수행하게 되면 매우 좋은 성능을 가진 모델이라 하더라도 일정 부분 노이즈를 가지고 있다. 이미지 분할의 경우, 잘못 분류된 Pixel 의 경우가 노이즈이며, 비교적 작은 노이즈는 OpenCV 에서 제공하는 Morphology 연산인 침식과 팽창을 이용한 Opening 을 통해 제거할 수 있다. 하지만 비교적 객체의 크기가 큰 경우 이러한 연산으로는 불가능하며, 다른 방법이 필요하다.

이에 대한 방안으로 Contour 를 이용한 방법을 사용하였다. Morphology 연산을 통해 얻은 이미지에서 모든 객체에 대해 Contour 를 구한다. 이후 모든 Contour

에 대해 가장 큰 면적을 가진 객체만을 취하여 나머지 노이즈들을 제거할 수 있다.

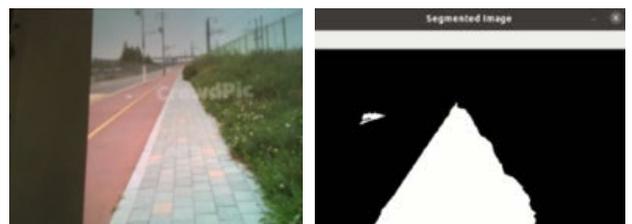
이어서 Hough Line Transform 알고리즘을 통해 도로의 이동 방향인 수직선들을 검출한다. Atan2 연산을 통해 왼쪽과 오른쪽 수직선들을 분류하고, 각각의 분류된 직선들 중에서 momentum 연산을 통해 대표직선을 하나씩 얻어낸다. 이를 로봇의 이동 주행 라인으로 정의한다. 이러한 방법으로 매끄럽지 않게 분할된 객체를 이용하여서도 주행 라인을 만들어낼 수 있다.

또한 이에 덧붙여 보다 안정적인 주행을 위해 보간법과 필터링을 수행한다. 보간법의 경우 제대로 주행 라인이 나타나야 함에도 불구하고 주행 라인이 제대로 나타나지 않는 경우 일정 시간 이전에 저장해둔 주행 라인을 사용하거나, 기존 주행 라인과 각도나 거리 면에서 큰 차이가 나는 Outliar 에 대해서는 filtering 을 통해 adaptive 하게 받아들이고 버리도록 하였다.



(그림 4) Segmentation, Hough Line Transform 으로 검출한 보도의 경계선

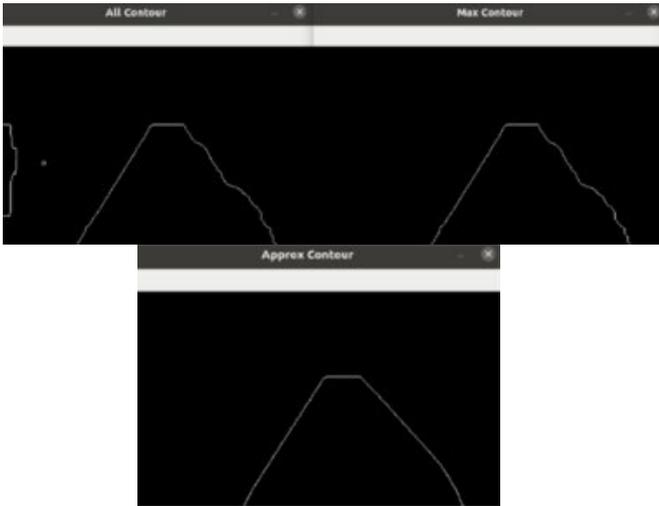
위의 그림 4. 방법은 단순히 Segmentation 을 수행한 후 Canny Edge 연산 그리고 Hough line Transform 을 수행한 결과이다. 위치를 이동하고자 하는 위치와 그렇지 않은 위치와의 경계가 매끄러울 경우에만 사용이 가능하다. 하지만 아래 그림과 같이 도로에 잔디가 드리워져 있는 경우, 그 경계가 매우 울퉁불퉁하여 위 방법은 사용이 어렵다. 따라서 앞서 언급한 방법을 통해 주행 라인을 구해낸다.





(그림 5) Segmentation 과 Morphology 연산

추가적으로 Contour 를 구해낸 다음, Convex 한 부분을 Contour hull 연산을 통해 제거해줌으로써 아래 그림과 같이 매끄러운 윤곽선을 얻어낼 수 있다. 이에 대해 Hough line Transform 을 수행하여 직선을 찾아내고, 대표 직선을 정의하여 주행 라인으로 삼는다.



(그림 6) Contour Approximation 을 통한 매끄러운 윤곽선



(그림 7) 대표 직선을 통한 주행 차선 정의

2.5. 딥러닝 기반 분실물 구분 시스템



(그림 8) 분실물 인식 및 DB 저장

먼저 기존 COCO128 데이터 셋을 사용한 YOLOv5 모델은 이번 프로젝트에서 필요한 분실물의 데이터가 없이 학습이 되어있다. 분실물의 종류에는 휴대폰, 지갑, 카드, 이어폰 등등이 있는데 이 중 휴대폰만이

COCO128 데이터 셋에 포함이 되어있다. 따라서 기존 YOLOv5 모델만 가지고는 분실물의 탐지가 불가능하다. 프로젝트에서 필요한 분실물 인식을 위해서 분실물 하나당 약 2000 장 정도의 데이터 셋으로 YOLOv5 모델을 파인 튜닝 하였다.

이는 YOLOv5s 모델을 YOLO5s.pt(YOLOv5s의 기존 가중치)를 사용하여 학습하였고 배치 사이즈는 16으로 설정하였고 하이퍼 파라미터 중 running rate는 기존 YOLOv5s의 것을 사용하였다. 본 모델의 학습 결과로 나온 가중치로 분실물을 YOLOv5s를 통하여 카메라를 사용하여 탐지해본 결과 평균 84% 정도의 정확도를 보였다.

3. 결론

본 논문에서는 자율주행으로 보도(歩道)를 청소하면서 분실물을 인식할 수 있는 로봇 시스템을 개발하였다. segmentation으로 도보를 구분하여 이후에 로봇이 정해진 길 안에서 주행하도록 도울 것이다. 기존의 대부분의 자율주행 기반 도로 청소 로봇은 차도, 자전거 도로와 같이 차선이 존재하는 구간을 이용하여 차선 인식 기반으로 주행하는 것이 일반적이었다. 만일 차선이 존재하지 않는 환경을 이용한다면 깊이 정보를 이용하는 카메라나 값비싼 라이다 센서를 이용한 SLAM을 기반으로 한 복잡한 알고리즘으로 실시간으로 로봇의 위치를 추정하고 주행 지도를 만들며 청소를 수행해야 할 것이다. 하지만 본 로봇은 간단한 단안 렌즈 카메라와 GPS를 이용하여 주행할 도로를 인지하고, 전, 후처리를 통하여 가상의 주행 차선을 만들어 일정 구역 내를 주행하는 방법으로 보다 값싸고, 실용적인 방법을 제안했다는 면에서 큰 의미가 있다. 만일 더 높은 성능의 이미지 분할 모델을 이용하거나, 보다 연산 능력이 좋은 PC를 사용한다면 본 논문에서 논한 결과들 보다 좋은 성능이나 발전 가능성, 방향성을 찾을 수 있을 것이다.

또한 분실물을 쓰레기들과 구분하여 인식하기 위해 YOLO v5를 딥러닝 모델로 사용하여 학습시켰고, 그 결과 물체를 인지하는데 평균 84%의 정확도를 보였다. 이 시스템을 로봇에 적용했을 때의 기대효과로는 정확한 보도 인지로 로봇의 이탈 방지와, 분실물 도난 방지, 신속하고 안전한 분실물 인계 등이 있다.

- 본 논문은 과학기술정보통신부 정보통신창의인재양성사업의 지원을 통해 수행한 ICT 멘토링 프로젝트 결과물입니다 -

참고문헌

[1] Alexey Bochkovskiy, Chien-Yao Wang, Hong-Yuan Mark Liao YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection. 23 Apr 2020
 [2] Chien-Yao Wang, CSPNet: A New Backbone That Can Enhance Learning Capability of CNN, IEEE/CVF (CVPR) Workshops, 2020, pp. 390-391
 [3] Vijay Badrinarayanan, Alex Kendall, Roberto Cipolla SegNet: A Deep Convolutional Encoder-Decoder Architecture for Image Segmentation, IEEE, 02 January 2017