

엣지 인공지능 컴퓨팅을 기반한 공유 전동 킥보드 인도주행 경고 시스템

박영철*, 신범식**, 윤제웅*** 우훈식****

*대전대학교 컴퓨터공학과 usrcheat1996@gmail.com

**대전대학교 컴퓨터공학과 colibrishin@gmail.com

***대전대학교 컴퓨터공학과 lamelennon11@naver.com

****대전대학교 컴퓨터공학과 hswoo@dju.ac.kr

Edge AI applied sidewalk warning system for public e-scooter

Park Young-Chul*, Shin Beom-Sik*, Yun Jei-Woong*, Woo Hoon-Shik*

*Dept of Computer Engineering, Daejeon University

요 약

공유 킥보드 시장이 빠르게 성장하면서 많은 기업들과 사용자들이 증가함에 따라 여러 가지 안전 사고가 증가하고 있다. 이에 따라 도로교통법 개정으로 안전장치 착용, 면허 필요, 감속 등의 법적 제약들이 생기고 있다. 이 논문에서는 법적 제재만으로 해결하기 어려운 인도주행에 대해 엣지 인공지능 컴퓨팅을 이용한 경고 시스템을 구현하여 사용자가 주행이 불가능한 곳을 인식하도록 해 안전한 주행을 유도하고자 GPU를 탑재한 단일 보드 컴퓨터 (Single Board Computer)에 인도 및 도로 사진을 학습한 의미적 분할 (Semantic Segmentation) 인공지능 모델의 반환 결과를 토대로 인도 판단을 구분하는 소프트웨어를 구현했다. 소프트웨어가 인도를 판단했는가의 기준에 따라, 오전 주행은 평균 0.6033의 정밀도와 0.7866의 재현율을 보였고 오후 테스트 1회에서는 0.14의 정밀도와 0.35의 재현율을 확인하였다.

1. 서론

1.1 연구 배경 및 목적

지난 3년간 공유 모빌리티 시장이 빠르게 성장하고 있다. 모바일 어플리케이션을 기반으로 한 공유 모빌리티 서비스는 개인 이동수단을 대여해서 쓰는 개념으로 대중 교통수단으로 이동하기 힘든 단거리를 빠르고 간편하게 이동할 수 있다는 장점으로 인구 밀집지역을 중심으로 빠르게 성장하였다. 게다가 코로나 바이러스로 인해 대중교통을 기피하는 국민들의 공유 모빌리티 서비스 사용이 증가했는데 이에 따른 관련 사고들이 언론들을 통해 자주 보도되고 있다. 그 중에서도 다른 이동수단에 비해 비교적 최근에 성장하여 많은 사고를 일으키고 있는 전동 킥보드는 지난 2020년 12월 개정안 이후 약 6개월만에 다시 새로 법을 개정할 만큼 사회적 문제를 일으키고 있다. 한국 소비자원에서 발표한 아래 [표 1]에 따르면, 2017년부터 2020년까지의 연도별 사고 횟수가 꾸준히 증가하고 있고 2020년에 전년 대비 사고가 2배 이상 증가한 것으로 보아 사고율이 앞으로도 계속 증가할 것으로 예상된다.

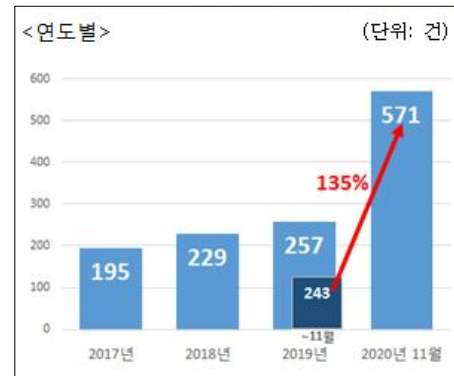


표 1 전동킥보드 사고 현황[1]

이에 따라 전동킥보드 안전 문제에 대한 개정안이 수차례 시행되었다. 아래 [표 2]에서 보는 바와 같이 가장 최근에 수정된 2021년 5월 13일의 개정안에 따르면 도로 이용에서 자전거도로가 설치되지 않은 구간일 경우 차도 운행을 원칙으로 하였고 보도는 통행금지이며 통행 시 범칙금이 부과될 수 있다. 또한 지난 개정안에 비해서 가장 큰 부분은 13세에서 16세로 운행 가능한 나이가 증가하였고 원동기 이상의 면허를 보유해야 킥보드를 대여할 수 있게 바뀌었다. 보호장구 장착 또한 의무적으로 시행해야 하며 미 장착시 범칙금 대상이다.

구분	기존	20.12.10 ~ 21.5.12	21.5.13~
분류	소형 오토바이	개인형 이동장치	
도로 이용	차도 통행 보도통행금지	자전거 도로 없을 시 차도 운행, 보도통행금지, 자전거 도로 통행 허용	
면허	만 16세 이상 원동기 면허 이상 보유자	만 13세 이상 면허 불필요 (대여시 원동기 면허 보유)	만 16세 이상 원동기 면허 이상 보유자

표 2 전동 킥보드 도로교통법 현황[2]

도로교통법이 개정됐음에도 불구하고 개인형 이동장치 탑승 시 규정을 따르지 않아 "석 달여간 법규 위반 적발이 3만여건에 달하고 누적 범칙금도 10억원을 넘어선 것으로 집계됐다[3]." 따라서 개인형 이동장치 이용 시 교통법을 교육을 의무화하지 않는 경우 관련 사고와 단속이 무의미하게 증가할 것으로 판단하여 본 논문에서는 이러한 도로교통법 개정안을 토대로 옛지 인공지능 컴퓨팅을 기반으로 한 경고 시스템을 소개하고자 한다. 이 과제 연구에서 중요하게 삼았던 사항은 이동장치를 특정한 조작 필요 없이 편리하게 사용할 수 있어야 한다는 점이다. 따라서 장치에서 자체적으로 입력받은 데이터를 기반으로 판단하는 옛지 인공지능 컴퓨팅을 사용하기로 결정했다. 옛지 인공지능은 클라우드를 사용하지 않고 옛지 장치에서 인공지능으로 데이터를 처리하는 시스템을 의미한다[4]. 따라서 중앙장치에 의존하지 않고 옛지 서버의 로컬 위치에서 프로세스를 실행할 수 있다. 이 프로젝트에서는 옛지 인공지능을 사용하여 실시간으로 이동장치 전방의 이미지를 판독하여 사용자에게 알려주고 이를 통해 사고를 예방하고자 한다.

2. 구조 및 설계

2.1 개발 환경 및 설계

소프트웨어	개발 툴	Tensorflow Keras Labelme Android Studio GStreamer Docker
	개발 환경	Windows 10 Ubuntu Linux Android
	개발 언어	Python Java
하드웨어	장치	Jetson Nano 2GB 64GB microSD SDXC Bluetooth USB Dongle IMX219-77 (+ CSI-to-HDMI Adapter) Piezo Speaker 3.3V 5V-3A Battery

표 3 개발에 사용된 하드웨어 및 소프트웨어

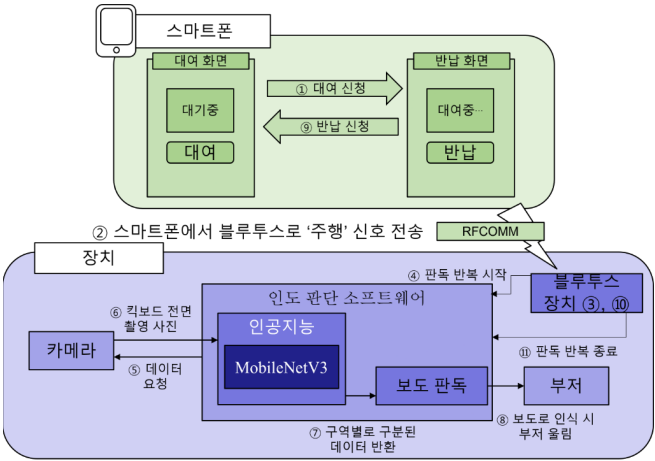


그림 1 구조 개략도

스마트폰 어플리케이션으로 장치에 블루투스 페어링하면 장치 내의 소프트웨어에 연결된다. 블루투스 RFCOMM 통신으로 주행(대여) 신호를 보내면 [그림 2-①] 인도 판단 소프트웨어가 실행된다[그림 2-②, ③, ④]. 인도 판단 소프트웨어는 카메라로부터 전면 사진을 받아오고 [그림 2-⑤] 카메라로부터 받아온 전면 사진을 인도 및 도로를 판단하는 인공지능 모델에 입력하여 판단한다[그림 2-⑥]. 인공지능의 결과를 알고리즘을 통해 보도인지 아닌지를 판단하고 [그림 2-⑦] 보도로 판단될 경우 부저를 울린다[그림 2-⑧]. 스마트폰 어플리케이션으로부터 반납 신청이 들어올 경우[그림 2-⑨], 인도 판단 소프트웨어를 종료한다. [그림 2-⑩, ⑪]

2.2 하드웨어 구성



그림 2 장치 사진

옛지 장치로 Ubuntu Linux, 판독 소프트웨어를 작동하고 저장할 microSD카드를 장착한 젯슨 나노 2GB 개발자 키트를 사용하였다. 앱으로 스마트폰과 장치 간의 블루투스 통신을 위해 블루투스 USB 동글을 사용했다. 장치의 전원은 USB C-Type 선으로 보조배터리와 연결하여 작동시켰다. 인도로 판독될 경우 경고음을 울리게 하기 위해 부저를 사

용하였다. 부저는 옛지 장치의 31번 Header Pin에 연결하였다. 카메라는 IMX219-77을 사용했다. 추가적으로 외부 충격 및 전류에 취약한 CSI (Camera Serial Interface)를 위해 CSI-to-HDMI Adapter를 이용하여 카메라와 장치를 연결했다. 키보드에 위의 방법으로 구성된 젯슨 나노를 부착한다. 카메라는 키보드 정면 그리고 사용자의 손잡이가 움직이는 방향에 영향을 받을 수 있는 땅과 가장 가까운 높이에 장착했다.

2.3 소프트웨어 구성

인도판단 소프트웨어는 Python 언어를 기반으로 개발되었다. 여기서 필요한 인공지능 구현을 위해 Tensorflow Keras가 사용됐다. 시연 스마트폰 어플리케이션은 Android 스마트폰 기반에서 작동하며, Java 언어로 Android Studio에서 개발했다. 장치는 Ubuntu Linux 운영체제를 사용하고, 해당 운영체제에서 카메라로부터 데이터를 받아올 수 있는 GStreamer 라이브러리를 사용하였다. 최종적으로 인도판단 소프트웨어를 항상 동일한 환경에서 작동하도록 Docker 이미지를 만들었다. 인공지능 학습을 위한 의미적 분할(Semantic Segmentation) 마스크 데이터를 만들기 위해 Labelme를 사용했다.

3. 구현

3.1 데이터 수집



그림 3 B, 한강

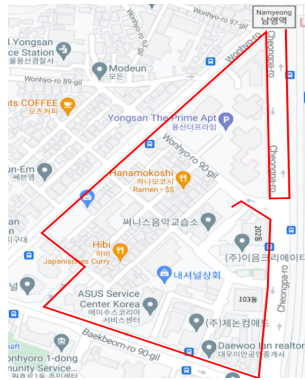


그림 4 A, 일반 도로

인공지능 학습에 사용할 사진들은 장치와 카메라를 키보드 전면면에 부착하여 사진으로 저장하였다. 카메라는 사용자의 손잡이 움직임에 따라 이동할 수 있는 땅으로부터 가장 가까운 위치에 장착했다. 사진은 오후 12시에 촬영됐으며 초당 10개, 640×480의 해상도로 저장했다. 촬영지역은 A[그림 3]와 B[그림 4]이다. A와 B에서 각각 4141장, 4430장의 사진을 수집했으며, 수집된 사진들 중 도로와 인도가 잘 보이거나 물체가 있는 특징적인 사진들을 선택하여 최종적으로 A 188장, B 176장을 선별하였다.

	A	B
학습 (Training)	156 장	141 장
검증 (Validation)	32 장	35 장

표 4 데이터셋 구성

3.2 전처리

Labelme[5] 소프트웨어를 사용하여 의미적 분할 마스크를 만들었다. 의미적 분할에 사용된 분류의 개수는 인도, 도로 포함 총 46개다. 분류 중 _background_는 해당 없음을 의미한다.

background, banner, bench, bicycle, bike, bird, bridge, building, bus, bus_stop, car, chair, construction, distribution_box, dog, drain, fence, fire_hydrant, floor, forklift, grass, human, human_with_bicycle, human_with_bike, kickboard, mail_box, mirror, motorcycle, mountain, poclain, public_telephone, river, road, road_pole, road_sign, shoe_shine_shop, sidewalk, sky, stopper, suitcase, trash, trash_can, tree, truck, tubular_marker, wall

표 5 의미적 분할에 사용된 분류

인도와 도로 외의 물체들을 최소화하여 목표인 인도와 도로의 정확도를 높히는데 초점을 맞추고자 촬영한 사진과 구간 분할된 사진들을 사진 하단을 기준 640×150로 잘라냈다.

3.3 증강

적은 데이터로 인한 학습의 어려움으로 인해 각 이미지를 시계, 반시계 방향으로 15도, 10도, 5도 회전하는 증강(Augmentation)을 적용하여 학습 2079장, 검증 504장으로 데이터셋을 늘렸다.

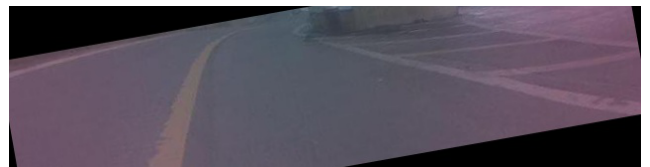


그림 5 회전 증강을 적용한 이미지 예시

3.4 모델

인도와 도로를 판단하기 위해선 의미적 분할을 구현할 수 있어야하고 임베디드 장치에 넣기 위해 적은 매개변수(Parameter)와 정확하고 빠른 처리속도를 가진 모델이 필요로 했다. 의미적 분할 모델로 알려져 있는 두 모델 UNet[6]과 MobileNetV3-Small[7]을 epoch 100회 학습을 진행하여 비교했다.

UNet은 이미지 해상도에 대한 추가적인 변경사항 없이

640×150로 입력을 주었다. MobileNetV3-Small은 넓이 배수 (Width Multiplier)로 1.25를 지정하고 모델 입력 해상도는 224×224로 설정하였다. 또한 마지막 Fully-Connected Layer와 이를 위한 3개의 Bottleneck Layer를 제외했고, 의미적 분할 결과로 처리하는 Lite R-ASSP를 추가했다.

정확도 척도로써 IoU (Intersection over Union, 또는 Jaccard 지수)[9]를 사용하였다. IoU는 두 집합 사이의 유사도를 측정하는 척도로 식은 다음과 같다.

$$J(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}$$

공식 1 IoU 공식

CPU : Intel Core i7-8750H
GPU : NVIDIA Geforce GTX 2070 Max-Q Design
RAM : 32GB

표 6 테스트 환경

	Param (M)	Inference Time (s)	IoU		Val. Loss
			인도	도로	
Mobile Net	0.7	0.2911	0.0731	0.6977	1.3081
UNet	17	0.0049	0.2195	0.6108	0.9612

표 7 모델 비교 (증강 없음)

	증강 무	반시계방향 증강	시계방향 증강	전방향 증강
Mobile Net	0.0731	0.5139	0.5059	0.5202
UNet	0.2253	0.3876	0.4087	0.4200

표 8 증강에 따른 검증 데이터에 대한 인도 IoU 비교

	증강 무	반시계방향 증강	시계방향 증강	전방향 증강
Mobile Net	0.6977	0.6268	0.7307	0.7404
UNet	0.6002	0.7083	0.7140	0.7282

표 9 증강에 따른 검증 데이터에 대한 도로 IoU 비교

매개변수 대비 작동 시간, IoU 수치에 따라 도로/인도를 판단하는 모델로 MobileNetV3-Small을 선택했다.

3.5 학습

학습은 Google Colabatory 기본 무료환경에서 진행했다. 학습 과정에서 최적화 함수 (Optimizer)로 Adam[8]을 사용하였고 손실함수로 범주형 교차 엔트로피 손실

(Categorical Cross-Entropy Loss)를 사용하였다. 학습률 (Learning rate)은 추가적인 학습률 규칙없이 0.001로 설정했다. 학습 직전 입력 전처리에서 50%의 확률로 입력 사진을 좌우반전하였다. 정확도 척도로 IoU 을 사용했다. 증강을 적용하여 손실이 수렴하는 epoch을 앞당기고 높은 IoU 정확도의 결과를 얻었다.

	Augmentation 적용 (@ 68 epoch)	Augmentation 적용 안함 (@ 425 epoch)
학습 (Training)	0.5621	0.5818
검증 (Validation)	0.88114	0.91077

표 5 증강 적용 유무에 따른 최저 Loss 도달. 총 학습 epoch은 500이다.

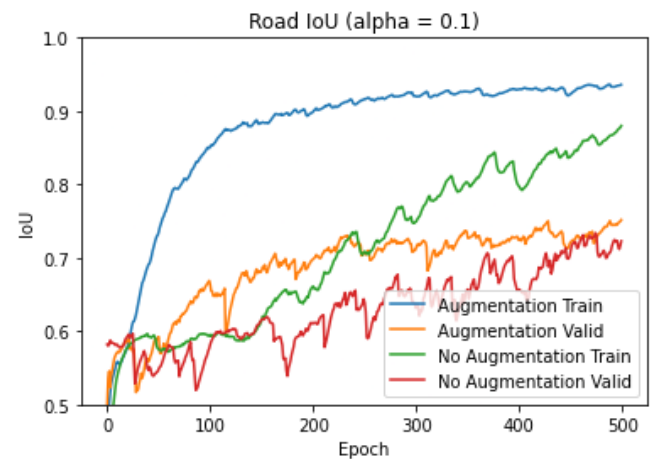


표 10 Epoch당 도로 IoU 변화

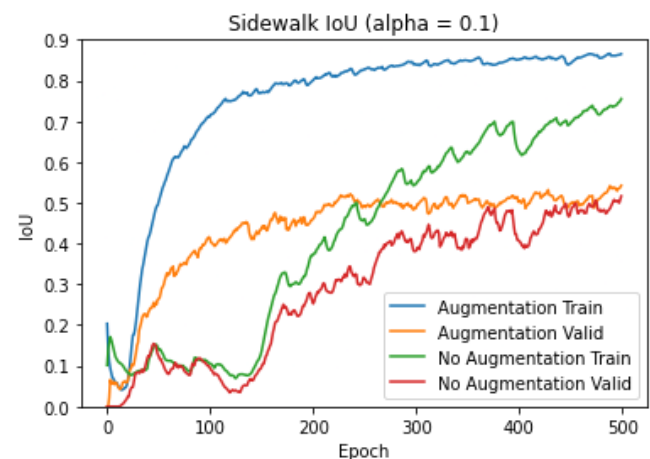


표 11 Epoch당 인도 IoU 변화

최선의 검증 결과에서 손실 값은 0.8811, 손실함수 Top-1 손실함수 정확도는 78.21%, 도로와 인도의 IoU는 각각 0.7243과 0.5074의 결과를 얻었다.

추가적으로 학습 초기에서 도로 표시에 의미적 분할이 발생하는 것을 확인했다.

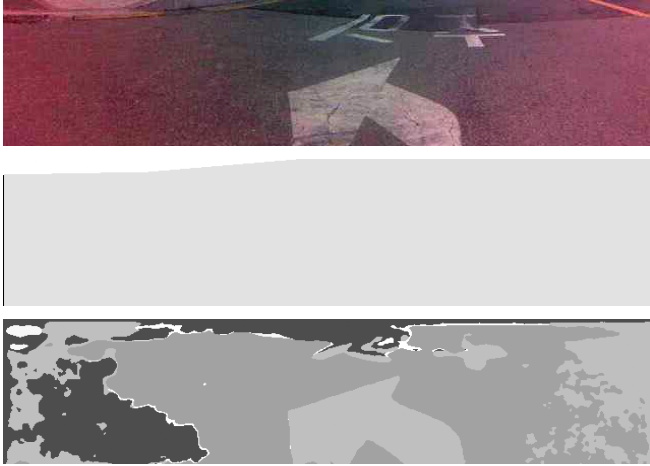


그림 8 위에서부터 학습에 사용된 사진 그리고 라벨, 인공지능이 판단한 결과이다. 첫 epoch에서 모델의 판단결과로 도로 표시를 다른 분류로 구분하였다.

3.6. 인도 판단

카메라로부터 얻은 전면 사진에서 인도가 얼마나 인식되는지를 판단하기 위해 장치 내에서 다음과 같은 처리를 진행한다. MobileNetV3-Small에서 반환한 배열을 각 원소들의 위치에서 가장 높은 값을 가지는 채널의 번호 (Argmax)를 구한 후 결과 손실을 막기 위해 근접점 보간법 (Nearest Point Interpolation)을 통해 원래의 사진 크기인 640×150으로 변경한다. 사진 크기 변경이 처리된 결과에서 넓이의 1/3 지점에서 2/3 지점까지를 잘라낸다. 정확도를 개선할 수 있을 뿐만 아니라 계산을 절약할 것이라 판단했기 때문에 키프로드의 바퀴 위치의 결과만을 사용했다. 잘라낸 결과 배열의 원소들 중 인도의 분류 번호의 개수와 배열의 총 원소들의 개수 간 비율을 계산하고 해당 수치가 특정 임계점을 넘을 경우 인도라고 판단하였다. 이 논문에서는 특정 임계점을 학습 중 검증 과정에서 계산된 인도의 IoU인 0.5 이상일 경우로 조건을 설정하였다.

4. 이식

인도 판단 소프트웨어는 장치에서 Git 리포지토리에서 복제했다. 학습된 인공지능 모델 데이터는 SCP를 통해 장치로 전송하여 인도 판단 소프트웨어 내 trt 폴더에 저장했다.

5. 성능 평가

학습할 때와 동일하게 오후 12시에 테스트를 진행했으며 학습 데이터를 수집한 [그림 3]의 A와 [그림 4]의 B에서 각각 1회 그리고 학습 데이터로 사용하지 않은 장소인 [그림 6] C에서 1회, 총 3회의 시험 주행을 통해 성능 평가를 실시했다. C는 차도, 인도, 자전거용 도로가 모두 포함된 지역이며 추가적으로 조도가 낮은 시간인 오후 6시에 대한 평가도 진행했다. A 지역은 공사로 인해 실제 주행 구간과 다르게 주행했다.

평가 척도로 인도를 판단했는가를 기준으로 참을, 그 외 인

도가 아닌 경우를 거짓으로 설정하고 참 양성, 참 음성, 거짓 양성, 거짓 음성의 수치에서 정밀도, 재현율, F1 점수 [10]를 계산했다. 각각의 공식은 다음과 같다.

$$\text{Precision} = \frac{tp}{tp + fp}$$

$$\text{Recall} = \frac{tp}{tp + fn}$$

공식 2 정밀도와 재현율. tp는 참 양성, fp는 거짓 양성, fn는 거짓 음성을 의미함.

$$F = 2 \cdot \frac{\text{precision} \cdot \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}}$$

공식 3 F1 점수

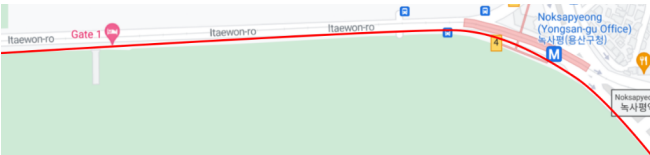


그림 9 C, 삼각지 ~ 녹사평역

	정밀도	재현율	F1
A (오후 12시)	0.57	0.70	0.62
B (오후 12시)	0.64	0.85	0.73
C (오후 12시)	0.6	0.81	0.68
C (오후 6시)	0.14	0.35	0.2

표 12 평가 결과표

도로와 인도의 구분을 보여주는 재현율에서 높은 결과를 보여주고 있으나, 인도를 구분하는 결과를 보여주는 정밀도에서는 낮은 수치를 보여주고 있다. 거짓 양성의 주 오차로 자전거도로가 인도로 판단되는 경우가 많은 비중을 차지했다. 이는 B에서 자전거도로가 빨간색으로 표시되어있지만 [그림 11], A에서는 반대로 보행자도로가 빨간색으로 표시되어 있었던 것 [그림 8]이 원인으로 예상된다. 거짓 양성 오차 중에서는 도로 위와 감속턱 표시에서 인도로 인식하는 경우가 제일 큰 비중을 차지했다. 시각 장애인의 이동을 돕는 노란 점자블럭이 오류의 원인 중 하나로 예상된다. 조도 차이에 따른 인도 판단 결과를 보여주는 C에서는 오후 6시와 오후 12시에서 정밀도, 재현율, F1 모든 수치에서 차이가 매우 크게 났다.



그림 10 인도의 시각장애인을 돕기 위한 노란 점자블럭



그림 11 한강 인도 색깔



그림 12 C, 오후 6시, 거짓 음성 (인도에서 도로 판단)

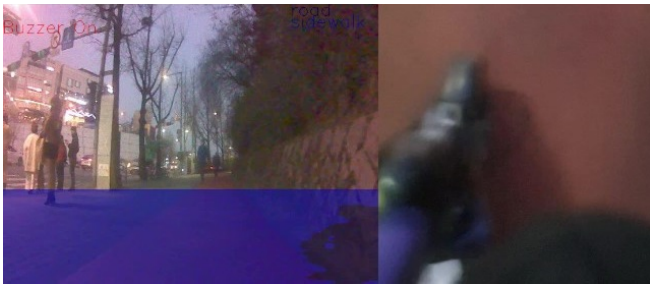


그림 13 C, 오후 6시, 거짓 양성 (자전거도로에서 인도판단)



그림 14 C, 오후 6시, 참 음성 (도로에서 도로판단)

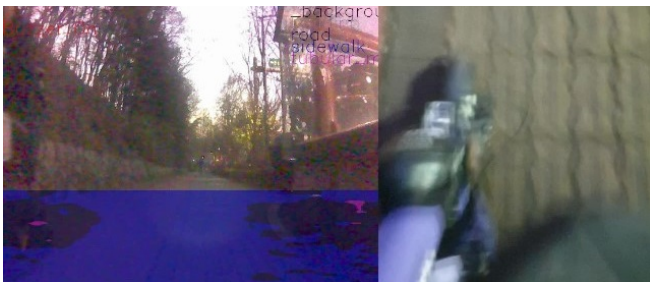


그림 15 C, 오후 6시, 참 양성 (인도에서 인도판단)

6. 결론 및 향후 연구과제

공유 모빌리티는 단거리를 간편하게 이동할 수 있는 이동 장치로 복잡한 도시에서 빼놓을 수 없는 서비스로 부상하였다. 이 논문에서 옛지 인공지능 장치를 이용하여 공유 킥보드를 사용하면서 발생하는 사고를 완화시키기 위한 방법을 연구해보았다. 이 프로젝트를 통해 옛지 인공지능 장치를 통해 외부 장치와의 네트워크상 연결 등을 이용하지 않고 로컬 장치에서 인공지능 처리가 가능함을 보였다.

정확도 개선을 위해 데이터셋을 늘리고, 분류를 세분화해야 함을 확인했다. 적은 데이터를 이용하여 인공지능을 학습하기 위해 전처리와 증강을 이용하여 개선하였으나 성능 평가에서 시간차에 따른 큰 오차를 감안했을 때 인공지능 모델이 과적합 (Over-fitting)됐다고 판단된다. 적외선 카메라를 사용하여 기본 이미지 데이터를 더 다양한 환경에 대해 수집하여 사용한다면 조도에 따른 오차 그리고 과적합의 문제를 해결할 수 있을 것으로 본다. 또한 도로표기에 대한 오판단은 학습과정에서 발견된 도로 표기가 구분된다는 점과 함께 고려했을 때 도로 및 인도 표기를 개별적인 분류로 구분하는 것으로 오차를 더 줄일 수 있을 것으로 예상된다.

정확도 개선이 이뤄진다면 더 나아가 인공지능에서 탐지된 데이터를 인도판단 뿐 만 아니라 직접적으로 개인정보가 담겨 있는 사진이 아닌 인도 위 사람, 물체 수, 위치 등의 데이터로써 저장 및 가공할 수 있을 것이다.

7. 자료

인도 판단 소프트웨어의 소스코드는 <https://github.com/colibrishin/sopoware-panoptes>에서 확인할 수 있으며, 테스트 영상은 <https://youtube.com/playlist?list=PLIMDSNRDqISrXgHldhFAXMeO7ZJ20IG7L>에서 확인할 수 있다.

참고문헌

- [1] "전동킥보드 안전사고 예방을 위해 소비자안전주의보 발령", 한국소비자원, 2020년 12월 21일, <https://www.kca.go.kr/home/sub.do?menukey=4006&mode=view&no=1003054018>
- [2] "도로교통법 시행령 일부 개정령(안) 입법예고", 국회입법조사처, 2쪽 표-1, 2021년 1월 28일 (<https://tinyurl.com/8ne4nph4>)
- [3] 임성호, "전동킥보드 단속 3개월 만에 누적 범칙금 10억원", 연합뉴스, 2021년 9월 27일, <https://www.yna.co.kr/view/AKR20210927048400004>
- [4] E. Li and L. Zeng and Z. Zhou and X. Chen, "Edge AI: On-Demand Accelerating Deep Neural Network Inference via Edge Computing", IEEE Transactions on Wireless Communications. Vol. 19 No. 1. 2020. p. 447-457, Oct 2019
- [5] K. Wada, "labelme: Image Polygonal Annotation with Python", 2016, <https://github.com/wkentaro/labelme>
- [6] O. Ronneberger and P. Fischer and T. Brox, "U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation", The Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention Society 2015. p. 234-241, 18 May 2015
- [7] A. Howard and M. Sandler and G. Chu and L. Chen and B. Chen and M. Tan and W. Wang and Y. Zhu and R. Pang and V. Vasudevan and Q. V. Le and H. Ada, "Searching for MobileNetV3", International Conference on Computer Vision 2019. Oral 1.2A, 20 Nov 2019
- [8] D. P. Kingma, J. Ba, "Adam: A Method for stochastic Optimization", International Conference for Learning Representations 2015, 22 Dec 2014
- [9] T. T. Tanimoto "An Elementary Mathematical theory of Classification and Prediction", Internal IBM Technical Report. 17th. 1957, 17 Nov 1958
- [10] D. M. W. Powers, "Evaluation: From Precision, Recall and F-Measure to ROC, Informedness, Markedness & Correlation", Journal of Machine Learning Technologies Vol 2. No.1. 2011. p. 37-63, Dec 2007