

딥러닝 기반 불량노면 객체 인식 모델 개발

최미형¹, 우제승¹, 홍순기¹, 박준모^{2*}

¹(주)경성테크놀러지

²동명대학교 전자및의용공학부

Development of an abnormal road object recognition model based on deep learning

Mi-Hyeong Choi¹, Je-Seung Woo¹, Sun-Gi Hong¹, Jun-Mo Park^{2*}

¹Kyeong Seong Technology Co.LTD

²School of Electronics and Biomedical Engineering, Tongmyong University

요약 본 연구에서는 전동 이동기기를 이용하는 교통약자의 이동을 제한하는 노면 불량 요소를 딥러닝을 이용해 자동 검출하는 불량 노면객체 인식모델을 개발하고자 한다. 이를 위하여 부산시 관내 5개 지역에서 실제 전동 이동 보조 장치가 이동할 것으로 예상되는 보행로, 주행로를 대상으로 하여 노면 정보를 수집하였으며 이때 도로 정보 수집은 데이터 수집을 보다 용이하게 하기 위하여 소형 차량을 이용하였다. 데이터는 노면과 주변을 그 주변을 구성하는 객체로 구분하여 영상을 수집하였다. 수집된 데이터로부터 교통약자의 이동을 저해하는 정도에 따라 분류하여 보도블록의 파손등급 검출과 같은 일련의 인식 항목을 정의하였고, YOLOv5 딥러닝 알고리즘을 해당 데이터에 적용하여 실시간으로 객체를 인식하는 불량노면 객체 인식 딥러닝 모델을 구현하였다. 연구의 최종단계에서 실제 주행을 통해 객체 단위로 분리 수집된 영상 데이터의 가공, 정제 및 어노테이션 과정을 수행한 후 모델 학습과 검증을 거쳐 불량노면객체를 자동으로 검출하는 딥러닝 모델의 성능 검증 과정을 진행하였다.

• **주제어** : 딥러닝, 전동 이동보조 장치, 교통약자, YOLOv5, 불량 노면객체

Abstract In this study, we intend to develop a defective road surface object recognition model that automatically detects road surface defects that restrict the movement of the transportation handicapped using electric mobile devices with deep learning. For this purpose, road surface information was collected from the pedestrian and running routes where the electric mobility aid device is expected to move in five areas within the city of Busan. For data, images were collected by dividing the road surface and surroundings into objects constituting the surroundings. A series of recognition items such as the detection of breakage levels of sidewalk blocks were defined by classifying according to the degree of impeding the movement of the transportation handicapped in traffic from the collected data. A road surface object recognition deep learning model was implemented. In the final stage of the study, the performance verification process of a deep learning model that automatically detects defective road surface objects through model learning and validation after processing, refining, and annotation of image data separated and collected in units of objects through actual driving, proceeded.

• **Key Words** : Electric mobility, Transportation handicapped, YOLOv5, Poor road surface objects, Deep learning

Received 16 December 2021, Revised 26 December 2021, Accepted 27 December 2021

* **Corresponding Author** Jun-Mo Park, School of Electronic and Biomedical Engineering, Tongmyong University, 428, Sinschon-ro, Nam-gu, Busan, Korea. E-mail : jmpark@tu.ac.kr

I. 서론

인공지능(AI) 기술에 대한 관심과 급속한 발전으로 AI Hub와 같은 정부 주도의 대규모 데이터 구축사업이 진행되고 있다[1]. 대규모 데이터 수집 사업의 성과로 광학 영상을 이용한 객체 인식 기술에 관한 많은 연구가 진행되고 있으며 그 연구의 성과들이 산업 현장에 다양한 형태로 응용되고 있다[2]. 그 응용 분야 중 하나인 VGI(Volunteered Geographic Information)는 영상 자료를 기반으로 하는 지도구축 기술로 공간정보 산업 분야를 중심으로 여러 형태의 응용 방법이 제안되고 있다[3]. 이처럼 축적된 대규모 영상자료를 기반으로 하는 기술들이 공개되면서 대중 참여 형식의 지리 정보 생성이 가능해져 과거와 비교할 수 없는 수준의 비용 절감과 지도 생성의 효율성이 증대되고 있다.

지리 정보 생성기술의 보편화로 스마트폰, 태블릿 PC와 같이 대중들이 일상생활 속에서 쉽게 접할 수 있는 장비를 이용한 지리 정보 생성이 가능해져 향후 AI와 AR, GIS 등의 공간정보기술 융합을 통한 새로운 산업 분야의 출현이 기대되고 있다[4].

부산광역시의 경우 2018년 기준으로 부산광역시의 장애인 등록 수는 173,820명이며 인구의 고령화 증가율이 주요 도시 중 가장 높은 수준에 도달해 있다. 이러한 고령층과 장애인들은 보행환경이 미흡할 경우 사회적 활동의 제약이 비장애인보다 월등히 높은 교통약자로 분류되어 진다.

이러한 교통약자를 위한 지리 정보는 교통약자의 이동권 보장이라는 사회보장의 측면에서 그 중요성이 날로 높아지고 있다. 국내에서는 교통약자법을 제정하여 교통약자의 이동권을 보장하고자 하고 있으나 법령이 제정되었다고 적절한 수준의 이동권이 확보되었다고 할 수 없다[5].

현재 제공되고 있는 교통약자를 위한 지도정보는 대부분 지역 내 단거리 통행 위주로 구성되어 있어 지역 간 장거리 이동이 필요한 교통약자의 생활을 제한하고 있다.

대부분의 도로와 보행로는 비장애인의 생활환경에 맞춰 설계시공되어 있다. 이러한 도로 여건 중 교통약자의 이동에 많은 제약을 주는 요소는 이면도로의 경계를 따라 도로종단으로 길게 형성된 도로 연석, 도로 노화로 인한 포트홀, 도로 계단, 높은 경사 등으로 교

통약자가 이용하는 전동 이동 보조기기의 접근이 어렵거나 불가능하게 하는 구성요소이다. 사전 정보 없이 갑작스럽게 이러한 장애 요소를 만나게 되면 교통약자는 전동보조기구를 이용하여 먼 길을 돌아가거나 이동을 포기하는 상황에 부닥치게 된다[6].

본 연구에서는 갑작스럽게 나타나 교통약자의 이동을 제한하는 도로, 보행로의 상황을 교통약자에게 사전에 전달해 줄 수 있는 지도정보 구축에 필요한 영상 정보의 획득을 진행하고자 한다. 이를 위해 비교적 간편하게 영상정보 획득이 가능한 스마트폰을 이용해 영상정보를 획득하고 전동 이동 보조 장치가 접근하기 어려운 좁은 이면도로, 이동을 저해하거나 불편을 초래하는 포트홀, 도로 연석과 같은 불량노면 객체를 정의한뒤 직접 촬영한 불량노면 객체 데이터를 추출하고 이를 이용하여 교통약자의 이동을 저해하는 불량노면을 자동 인식하는 최적의 AI 모델을 개발하고자 한다.

II. 본론

교통약자는 전동 이동 보조기기를 이용해 이동한다는 것을 전제로 하고 전동 이동 보조기기가 주행하는 과정에서 만나게 되는 도로 구성요소, 객체에 대해 딥러닝 기반의 객체 인식 기술을 적용하여 인식하는 일련의 연구를 진행한다. 도로를 구성하는 구성 객체에 대해 인식기술과 불량 등급 검출 기술에 대해 검토하고 이를 활용하는 모델 구축을 위해 먼저 전동 이동 보조기기가 사용자가 주행 가능한 인도 환경에서 촬영된 연석, 보도블록과 같은 노면 구성요소에 대한 자동 인식 및 파손 정도를 자동으로 판단하기 위한 영역 분리 기술을 확보하는 연구를 진행한다. 다음으로 분리된 영역 속의 개체에 대해 파손 정도를 평탄성 A, 평탄성 B, 평탄성 C, 평탄성 D, 평탄성 E, 침하/용기, 파손, 오염의 분류로 구분하는 과정을 수행한다. 최종적으로 딥러닝 기반의 객체 인식 모델을 적용하여 각각의 분류를 자동으로 수행하고 그 유효성을 검증한다.

2.1 객체 인식 모델의 활용

노면 객체를 인식하기 위해 사용되는 객체 인식 모델은 스마트폰에 탑재되어 실시간으로 신속 정확하게 영상을 촬영하고 즉시 불량노면 객체 판독하여 사용자에게 제공하여야 한다. 그 때문에 최대한 가볍게 설계

되어야 하며, 현재 이러한 요구 조건을 만족시킬 수 있는 모델로 오픈소스 기반으로 공개가 되어있는 YOLOv5를 선택하였고 YOLOv5 기본형에 전이학습을 통해 불량노면객체 인식 모델을 개발을 진행하고자 하였다[7].

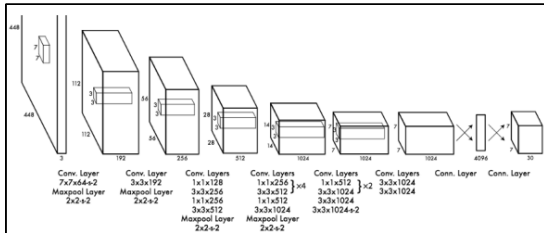


Fig. 1. YOLO architecture

객체 검출은 일반적으로 Classification과 Localization이 동시에 수행되는 것을 의미한다. 모델의 학습 목적에 따라서 특정 객체검출만 수행하는 경우도 있고, 동시에 여러 개의 객체를 검출하는 다중 객체 검출 모델을 활용하기도 한다. 때로 객체검출은 Localization의 의미로만 사용되는 경우도 있지만, 이 경우는 이미지 위에 모델이 학습한 객체의 위치만을 Bounding box로 표현되고 Class 종류는 구분하지 않는다.



Fig. 2. Object detection and segmentation

2.2 도로 객체 정의

전동 이동 보조기기의 이동이 불가능한 도로 객체를 정의하기 위해 부산시 관내 여러 유관기관과의 협업을 통해 해운대구와 사상구 5개 구역에 테스트베드를 구축하였고, 일반인 및 장애인을 대상으로 전동 이동 보조기기를 이용한 이동 환경 실태를 파악하였다.

이 과정에서 시스템 개발자 인력의 직접적 현장 투입을 통해 테스트베드 내 주요 도로에 대한 다수의 이동 경험과 환경에 대해 이해하고 있는 교통약자 입장에서 영상 데이터 수집을 수행함으로써 실제 이동 약자가 체감할 수 있는 주행 위험 객체를 도출하고자 하였다. Fig. 3은 전동 이동 보조기기의 도로 주행을 통해 객체 정의 데이터 수집을 수행한 테스트베드 5곳

을 나타낸다.



Fig. 3. Test bed for data acquisition

데이터 영상 획득은 일반인과 교통약자의 두 개 그룹으로 구분하여 진행되었고, 각각 실제 주행을 통해 영상 데이터를 수집하였다. 이후 해당 공간의 이동 경험에 대한 설문을 통해 획득된 영상과 체감한 주행 환경 간의 편차를 보정하였고 최종적으로 참여자의 의견을 영상정보에 반영하였다.

테스트베드 5개 지역에서 얻어진 영상정보에 대한 정량적, 정성적 지표 분석을 통해 Table 1.과 같이 불량노면 객체를 8개 class로 분류하였다.

Table 1. poor road surface objects

Class	labelling type
flatness_A	Polygon
flatness_B	Polygon
flatness_C	Polygon
flatness_D	Polygon
flatness_E	Polygon
square_updownlift	bounding Box
square_broken	bounding Box
square_soiled	bounding Box

III. 실험 과정

영상 기반의 보도블록의 평탄성을 판단하기 위해 학습용 데이터를 제작하였고, 데이터 제작단계는 4단계로 진행하였다.

첫 번째 수집단계는 데이터 수집가가 데이터 수집

용 플랫폼이 설치된 스마트폰을 착용한 채 직접 보행하여 촬영하거나, 보행자에 스마트폰을 고정하여 교통약자 주행 환경 촬영하였다.

두 번째 정제단계에서는 데이터 수집가들의 육안 확인을 통해 흔들린 사진/왜곡된 사진을 분류하였고, 세 번째 가공단계에서는 자체개발 저작도구를 활용하여 교통약자 주행에 관련된 객체에 대해 데이터 어노테이션 과정을 수행하였다. 네 번째 검증 단계에서는 데이터 가공자 간의 작업자 교차 확인 및 검증조직에 의한 작업 결과물 검수를 수행하였다.

3.1 학습데이터 수집

데이터 수집은 일정한 각도와 높이를 유지하고 흔들리지 않게 사진을 확보하기 위하여, 하네스를 상반신에 장착한 후 휴대폰을 바닥을 향해 고정된 채로 촬영하였다.



Fig. 4. In case of on-site measurement

큰 간선도로보다는 좁은 이면도로를 촬영하였고, 동일 구간의 왕복 촬영 등 여러 각도로 촬영하였으며, 중복촬영을 최대한 지양하면서 촬영을 수행하였다. 촬영과정에서 사람 얼굴, 차량 번호판 등 개인정보가 포함된 영상은 학습에서 배제하였고, 촬영에 사용된 장비는 갤럭시 S7만으로 수행하여, 영상 품질의 일관성을 유지토록 하였다.

3.2 데이터 정제

데이터 정제는 육안 판독을 통해 데이터 학습에 사용 불가능한 사진을 제외하는 과정을 진행하였고, 총 여섯 가지 정제 case를 Table. 2와 같이 정의하여 모델 학습용 데이터의 정제과정을 수행하였다.

Table 2. Data purification criteria

Type	Process	Detail
Case 1	왜곡 사진	흔들림 등으로 인한 영상의 왜곡 사진 배제
Case 2	중복 사진	동일 대상물에 대한 중복으로 촬영된 영상 배제
Case 3	이상 각도	기울어지거나 상하 역방향으로 촬영된 영상배제
Case 4	잡음 포함	손가락 등의 잡음 발생 영상 배제
Case 5	이상 객체 검지	정의된 객체의 촬영된 영상 배제
Case 6	개인정보 포함	개인정보 포함 영상 배제

수집된 데이터를 육안 식별을 하여 평탄성에 대한 1차 분류를 수행하였다.

수집된 데이터를 육안 식별을 통해 일차적으로 A, B, C, D, E 폴더에 육안으로 분류하여 등급별 수집 사진의 분포도 조율하는 작업을 진행하였다.

평탄성 A, B, C의 경우 보도블록 사례가 많아 수집이 원활하였지만 평탄성 D, E의 경우 사례가 풍부하지 않아 데이터의 양이 충분하지 않은 문제가 발생하였는데 이 경우 데이터 전처리를 통해 데이터양을 증폭하는 작업을 통해 보완하였다. 데이터 증폭은 기존 데이터에 전처리 과정을 거쳐 다양한 상황의 데이터를 획득하고 이를 학습과 검증과정에서 사용할 수 있게 지원한다.

3.3 데이터 어노테이션

데이터 가공은 자체개발 데이터 저작도구를 활용하여 데이터 어노테이션을 수행하였다. 데이터 가공 절차는 크게 세 단계를 거친다.

첫째는 가공자가 이미지 내에서 인식 가능한 객체를 관찰하고, 둘째는 저작도구를 활용하여 객체의 영역을 선택한다. Polygon 객체의 경우에는 객체의 외곽을 따라 영역을 선택하고 Bounding Box 객체의 경우에는 객체가 사각형 범위 안에 들어오도록 일정 범위를 선택하여 어노테이션 한다. 셋째는 해당 영역이 의미하는 내용을 선택하며, 본 연구에서는 평탄성 A, 평탄성 B, 평탄성 C, 평탄성 D, 평탄성 E, 짐하/움기, 파손,

오염 중에 한 가지 분류 Case를 선택하여 어노테이션을 수행하였다.



(a) Flatness E (very poor)



(b) Flatness A (very good)

Fig. 5. Annotation example

3.4 모델 학습

전이학습을 통한 객체 인식 모델을 개발하기 위한 기본형 모델로, 객체 탐지 분야에서 사용되는 YOLOv5을 적용하였다. YOLOv5는 FPS와 mAP 측면에서 모두 뛰어난 성능을 발휘한다. 모델 학습을 위한 하드웨어 환경은 구글의 colab의 detectron2 플랫폼을 이용하였고, 학습에 사용된 데이터 수는 <Table 3>과 같다.

Table 3. Number of data used in learning

평탄성 등급	수집량	전처리 결과량
Flatness A	150	150
Flatness B	150	150
Flatness C	150	150
Flatness D	25	150
Flatness E	19	150
Total	494	750

YOLOv5 학습은 github를 통해 train.py를 확보하였고, 제어 가능한 학습 파라미터는 학습할 이미지의 사이즈, 배치 사이즈, 에폭 수(학습 횟수, 학습데이터의 환경정보 파일 경로, 모델의 구조정보(l,m,s,x), 결과에 대한 명칭 부여가 있다.

클래스 혹은 카테고리의 수는 경우 8개로 설정하였다. 학습 과정은 이미지의 사이즈를 416×416으로 줄여, 학습 시의 부하를 감소시켰으며, 배치 사이즈는 16과 10을 기준으로 학습하였고, 에폭 수는 50/100/150으로 나누어 학습을 진행하였다.

모델은 학습 시간이 빠른 YOLOv5s를 기준으로 진행하였으며, weight의 경우에도 YOLOv5s에 적용 가능한 YOLOv5s.pt를 사용하였다. 학습은 테스트 결과를 비교할 수 있도록, 동일 조건에서 에폭 수 3회, 동일 조건에서 배치 사이즈 2회, 동일 조건에서 학습데이터 수를 2회 변화 시켜 진행하였다.

IV. 실험 결과

YOLOv5 학습 결과를 Fig. 6과 같이 Tensorboard를 통해 모니터링하였다. 파란색 그래프의 경우, 데이터 수 750, 영상 크기 416×416, 배치 사이즈 16, 에폭 수 100, YOLOv5s 모델, YOLOv5s 가중치를 사용하여 학습하였고, 빨간색 그래프의 경우 데이터 수 750, 영상 크기 416×416, 배치 사이즈 16, 에폭 수 150, YOLOv5s 모델, YOLOv5s 가중치를 사용하여 학습하였으며, 하늘색 그래프의 경우 데이터 수 750, 영상 크기 416×416, 배치 사이즈 10, 에폭 수 100, YOLOv5s 모델, YOLOv5s 가중치를 사용하여 학습하였다. mAP_0.5 지표의 경우 대체로 배치 사이즈 16에 에폭을 150으로 늘린 모델이 0.35005로 가장 높은 성능을 보인다. 배치 사이즈를 줄이면 학습 성능이 줄어들었다. Fig. 6 ~ 10은 학습 결과를 나타낸다.

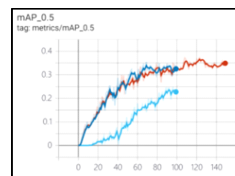


Fig. 6. mAP 0.5

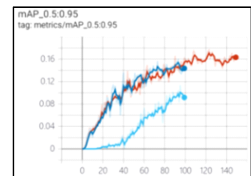


Fig. 7. mAP 0.5:0.95

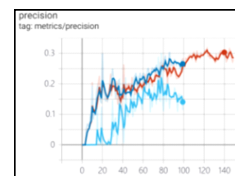


Fig. 8. Precision

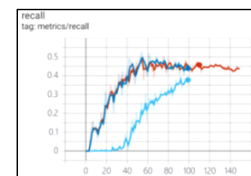


Fig. 9. Recall

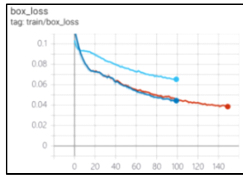


Fig. 10. Box_loss

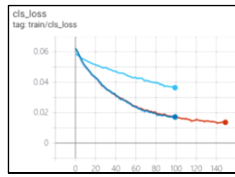


Fig. 11. Cls_loss

연구 결과를 검토해보았을 때, 객체 검출 기법을 활용 보도블록 평탄성 분석은 일부만 가능한 것으로 판단된다. Yolov5 모델을 통해 보도블록이 촬영된 사진을 학습하였을 때, 보도블록 평탄성 분류와 파손 CASE 분류에는 대체로 정확한 결과를 보여준다. 또한, 학습 파라미터의 조율에 따라 사진 한 장을 대표할 수 있는 대표 보도블록의 영역을 판단할 수도 있고, 한 장의 사진에 대하여 세부영역에 대한 분석이 가능한 것으로 판단할 수도 있다. 세부영역에 관한 판단이 가능한 경우 향후 보도블록 파손에 대한 종합적인 판단을 하는데 보다 쉬운 것으로 판단된다.

IV. 결론

본 연구에서는 전통 이동 보조기기 사용자들을 위해 딥러닝 기반의 객체 인식 기술을 활용하여 보도블록의 파손등급을 주행 중 실시간으로 검출하고 이동 약자에게 직접 전달할 수 있는 딥러닝 모델을 구축하였다.

해당 기술은 보도블록을 이용하는, 유모차, 보행차 사용자 그리고 스마트모빌리티 산업에도 적용될 수 있을 것이라 예상된다.

스마트 모빌리티 기기들은 차도, 인도, 진입로, 실내 공간을 주행하는 기기로서 인도 공간들에 대한 심층 연구가 필요한 영역이다. 향후 연구에서는 등급별 보도블록에 대한 특징 세부도출 및 판단에 대한 상세한 연구와 Mask-R-CNN 모델과 같이 Segmentation image training이 가능한 학습 모델의 적용을 통해 지속해서 고도화하고자 한다.

ACKNOWLEDGMENTS

본 연구는 국토교통부/국토교통과학기술진흥원의 지원으로 수행되었음(과제번호 21RITD-C162016-01, 국토교통부)

REFERENCES

- [1] J. S. Chong, D. S. Kim, H. J. Lee, "A Study on the Development Trend of Artificial Intelligence Using Text Mining Technique: Focused on Open Source Software Projects on Github", Journal of intelligence and information systems, v.25 no.1, pp. 1-19, 2019.
- [2] J. S. Lee, S.K. Lee, D.W. Kim, S. J. Hong, S. I. Yang, "Trends on Object Detection Techniques Based on Deep Learning", Electronics and telecommunications trends v.33 no.4, pp.23-32, 2018.
- [3] K. Simonyan et al., "Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition," Int. Conf. Learning Representations, San Diego, USA, May 7-9, 2015.
- [4] S. C. Yang, W. H. Lee, K. Y. Yu, "A Study on Road Extraction for Improving the Quality in Conflation between Aerial Image and Road Map", Journal of the Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartography v.29 no.6, pp.593-599, 2011.
- [5] "A study on revision of the law to improve the right to move of mobility disadvantaged persons and their convenience of movement", Law Review (korlaw), vol.20, no.3, pp. 163-195, 2020.
- [6] J. H. Park, K. W. Nam, "A Study on the Low-Floor Bus Route Selection Considering a Residential Distribution and Traffic Characteristics of the Transportation Vulnerable - A Case of Busan", Journal of the Korean Association of Geographic Information Studies v.18 no.2, pp.161-173, 2015.
- [7] J. Redmon et al., "You Only Look Once: Unified, RealTime Object Detection," IEEE, Conf. Comput. Vision Pattern Recogn., Las Vegas, NV, USA, June 27-30, pp.779-788

저자 소개

최 미 형 (Mi-Hyeong Choi)



2021년 2월 : 부산대학교
ICT융합학과(공학석사)
2016년 2월 : 경성대학교
(주)경성테크놀로지 과장
관심 분야 : 사물인터넷, 인공지능,
빅데이터

우 제 승 (Je-Seung Woo)



2021년 2월 : 호서대학교
창업학과(경영학사)
2020년 8월~현재 :
(주)경성테크놀로지 팀장
관심 분야 : 사물인터넷, 인공지능,
빅데이터

홍 순 기 (Sun-Gi Hong)



2016년 8월 : 경성대학교
컴퓨터공학과(공학사)
2016년 9월~현재 :
(주)경성테크놀로지 대표이사
관심 분야 : 사물인터넷, 인공지능,
빅데이터

박 준 모 (Jun-Mo Park)



2008년 8월 : 부산대학교
의공학협동과정(공학박사)
2018년 3월~현재 : 동명대학교
전자및의용공학부 교수
관심 분야 : 신호처리, 뇌 신경계
신호 분석