

## 전동 이동 보조기기 주행 안전성 향상을 위한 Si기반 객체 인식 모델의 구현

우제승<sup>1</sup>, 홍순기<sup>1</sup>, 박준모<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>(주)경성테크놀러지

<sup>2</sup>연세대학교 디지털헬스케어학부

### Implementation of AI-based Object Recognition Model for Improving Driving Safety of Electric Mobility Aids

Je-Seung Woo<sup>1</sup>, Sun-Gi Hong<sup>1</sup>, Jun-Mo Park<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>Kyeong Seong Technology Co.LTD

<sup>2</sup>Dept. of Digital Healthcare, Yonsei University

**요약** 본 연구에서는 전동 이동 보조기기를 이용하는 교통약자의 이동을 저해하거나 불편을 초래하는 횡단 보도, 측구, 맨홀, 점자블록, 부분 경사로, 임시안전 방호벽, 계단, 경사형 연석과 같은 주행 장애물 객체를 촬영한 뒤 객체를 분류하고 이를 자동 인식하는 최적의 AI 모델을 개발하여 주행 중인 전동 이동 보조기기의 전방에 나타난 장애물을 효율적으로 판단할 수 있는 알고리즘을 구현하고자 한다. 객체 검출을 높은 확률로 AI 학습이 될 수 있도록 데이터 셋 구축 시 라벨링 형태를 폴리곤 형태로 라벨링 하며, 폴리곤 형태로 라벨링 된 객체를 탐지할 수 있는 Detectron2 프레임워크를 활용하여 Mask R-CNN 모델을 활용하여 개발을 진행하였다. 영상 획득은 일반인과 교통약자의 두 개 그룹으로 구분하여 진행하였고 테스트베드 2개 지역에서 얻어진 영상정보를 확보하였다. Mask R-CNN 학습 결과 파라미터 설정은 IMAGES\_PER\_BATCH : 2, BASE\_LEARNING\_RATE 0.001, MAX\_ITERATION : 10,000으로 학습한 모델이 68.532로 가장 높은 성능을 보인 것이 확인되어 주행 위험, 장애 요소를 빠르고 정확하게 사용자가 인지할 수 있도록 하는 딥러닝 모델을 구축이 가능한 것을 확인할 수 있었다.

• 주제어 : 전동 이동보조 기기, 교통약자, 객체 인식, 딥러닝, 디텍트론2

**Abstract** In this study, we photograph driving obstacle objects such as crosswalks, side spheres, manholes, braille blocks, partial ramps, temporary safety barriers, stairs, and inclined curb that hinder or cause inconvenience to the movement of the vulnerable using electric mobility aids. We develop an optimal AI model that classifies photographed objects and automatically recognizes them, and implement an algorithm that can efficiently determine obstacles in front of electric mobility aids. In order to enable object detection to be AI learning with high probability, the labeling form is labeled as a polygon form when building a dataset. It was developed using a Mask R-CNN model in Detectron2 framework that can detect objects labeled in the form of polygons. Image acquisition was conducted by dividing it into two groups: the general public and the transportation weak, and image information obtained in two areas of the test bed was secured. As for the parameter setting of the Mask R-CNN learning result, it was confirmed that the model learned with IMAGES\_PER\_BATCH: 2, BASE\_LEARNING\_RATE 0.001, MAX\_ITERATION: 10,000 showed the highest performance at 68.532, so that the user can quickly and accurately recognize driving risks and obstacles.

• Key Words : Electric Mobility Aids, Transportation handicapped, Object Recognition, Deep learning, Detectron2

Received 15 September 2022, Revised 23 September 2022, Accepted 26 September 2022

\* Corresponding Author Jun-Mo Park, Dept. of Digital Healthcare, Yonsei University, Wonju, Gangwon-do, Korea.  
E-mail: jmp0521@yonsei.ac.kr

## I. 서론

최근 다양한 분야에서 인공지능 기술 적용에 대한 관심은 AI Hub와 같은 정부 주도의 대규모 데이터 구축사업으로 더욱 활성화 있으며 특히 영상 데이터를 기반으로 하는 대규모 데이터 수집 사업이 진행되고 있다[1-2]. 대규모 영상자료를 기반으로 하는 인공지능 관련 연구는 개인이 직접 데이터 수집에 참여하는 형태로 진화하면서 과거와 비교할 수 없는 수준의 빠른 데이터 수집 속도와 비용 절감 효과를 달성하고 있다.

스마트폰, 태블릿 PC의 보급으로 영상촬영 장치가 폭넓게 보급되면 과거 그 어느 때 보다 손쉽게 지리 정보를 생성할 수 있게 되었다. 이는 영상 자료 기반의 인공지능 연구 활성화를 유도하고 있으며 AR, GIS 등의 공간정보기술 융합을 통한 새로운 산업 분야의 출현으로 이어지고 있다[3]. 최근 개발된 이동 수단은 전통적인 형태에서 벗어나 IT 기술이 결합한 자율 주행 자동차와 같은 스마트 모빌리티(Smart Mobility) 기술이 적용된 제품들을 중심으로 이루어지고 있다[4].

교통약자의 이동권 보장이라는 사회보장의 측면에서 교통약자를 위한 맞춤형 지리 정보 체계의 개발 수요가 지속해서 증가하고 있으며 교통약자법이 제정되는 등 교통약자의 이동권을 보장하고자 하는 다양한 분야에서의 노력이 이어지고 있다[5].

이러한 노력과 별개로 대부분의 도로와 보행로는 정상인을 기준으로 설계·시공되고 있어 이면도로의 경계를 따라 설치된 연석, 도로 노후화로 인한 포트홀, 계단, 높은 경사로 등 교통약자의 이동권을 제약하는 요소는 여전히 많은 상황이다. 이 때문에 정확한 지리 정보를 확보하지 못한 교통약자는 이동 중 급작스럽게 만나게 되는 이동장애 요소로 인해 먼 길을 돌아가거나 이동을 포기하는 상황에 놓이게 된다[6].

교통약자의 이동을 저해하는 물리적 장벽을 적절하게 교통약자에서 전달하기 위한 적극적인 지리 정보 전달 시스템 개발을 위해 불량노면을 자동 인식하고 최적의 이동 경로를 생성하기 위한 AI 모델의 개발에 대한 연구가 진행되기도 하였다[7].

본 연구에서는 적절한 지리 정보 전달을 통해 인간이라면 누려야 할 당연한 기본 권리 중 하나인 이동권을 교통약자가 보장받을 수 있도록 하는 지리 정보 체계를 구현하고자 하며 이를 위해 인공지능을 이용한

객체 인식 모델을 개발한다. 객체 인식 모델의 개발은 교통약자의 이동을 제한할 수 있는 좁은 이면도로, 이동을 저해하거나 불편을 초래하는 포트홀, 도로 연석과 같은 불량노면 객체에 대한 영상 정보로 기반으로 연구되며 최종적으로는 이들 객체를 효율적으로 인식하고 자동으로 분류하여 지리 정보에 반영되도록 하는 최적의 AI 모델을 완성하고자 한다.

## II. 본론

본 연구에서는 교통약자가 전동 이동 보조기기를 사용할 경우를 가정하고 목적으로 이동하기 위해 전동 이동 보조기기를 이용해 도로나 보행로를 주행하는 과정에서 만나게 될 여러 도로 구성 요소를 객체 인식 및 파손 정도를 판정하는 대상으로 한다.

각각의 도로 구성 객체를 분류하고 그 상태를 판정하기 위하여 도로 구성 객체에 대한 영상 데이터를 수집하고 딥러닝 기반의 객체 인식 모델과 파손정도 판정 알고리즘을 적용한다. 영상 촬영은 전동 이동 보조기기를 사용하는 교통약자가 비교적 안전하게 주행 가능한 보행로 주변에서 촬영된 연석, 측구와 같은 보행로 구성요소를 대상으로 한다. 촬영된 영상 데이터로부터 영역 분리 기술을 활용하여 횡단 보도, 측구, 맨홀, 점자블록, 부분 경사로, 임시안전 방호벽, 계단, 경사형 연석 등 8개 요소를 분리하고 각 요소의 파손 정도를 정량화한다.

딥러닝 기반의 객체 인식 모델 적용하여 각각의 객체를 자동 분류하고 파손 정도 정량화 지수의 유효성을 검증하고자 한다.

### 2.1 전방 장애 인식 객체 인식 모델

전동 이동 보조기기를 이용해 목적지를 향하는 과정에서 주행 방향 앞쪽의 객체가 주행 장애를 유발할 수 있는 객체인지를 자동 인식하기 위해 사용되는 객체 인식 모델은 카메라를 통해 촬영 영상을 빠르게 분류, 분석하여 주행 방향 앞쪽에 나타난 객체가 실제 주행 장애를 유발할지를 판정할 수 있어야 하며 판정 결과를 전동 이동 보조기기 사용자에게 제공할 수 있어야 한다.

특히 해당 객체 검출을 높은 확률로 AI 학습이 될 수 있도록 데이터 셋 구축 시 라벨링 형태를 폴리곤

형태로 라벨링 하며, 폴리곤 형태로 라벨링 된 객체를 탐지할 수 있는 Detectrin2 프레임워크를 활용하여 Mask R-CNN 모델을 활용한다. Fig. 1은 Mask R-CNN 모델의 architecture를 나타내었다.

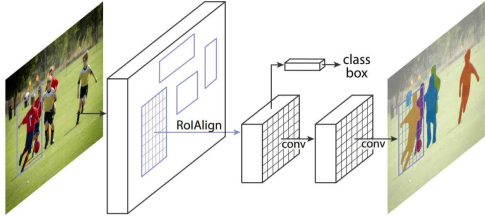


Fig. 1. Mask R-CNN architecture[8]

전동 이동 보조기기 주행로 전방의 객체 검출은 일반적으로 Classification과 Localization이 동시에 수행되며 객체 검출 모델은 학습 목적에 따라서 설정된 특정 객체 검출만을 진행하기도 하지만 본 연구에서는 동시에 여러 객체를 검출하는 다중 객체 검출 모델을 활용한다. 간혹 객체 인식, 검출은 Localization로 제한되는 경우가 있기도 하지만 다중 객체 검출 모델은 이미지 위에 모델이 학습한 객체의 위치만을 폴리곤으로 표현하고 Class 종류는 특정하지 않는다. Table1. Object Classification 명시된 Class가 다중 객체 검출 되어 Class 종류에 특정하지 않고 폴리곤으로 표현된다. Fig. 2는 폴리곤으로 표현된 결과를 나타내었다.



Fig. 2. Object detection and segmentation

## 2.2 노면 객체 정보의 정의

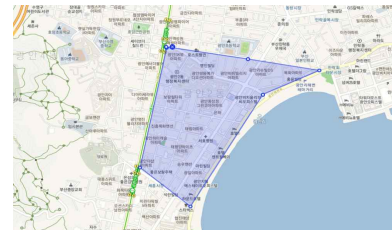
실제 전동 보조 이동기기의 주행을 방해하는 노면 객체 정보를 획득하기 위해 부산광역시 내 인구 밀집 지역을 중심으로 2개 구역에서 데이터 추출 지역을 설정 하였고 일반과 및 교통약자의 주행 조건과 유사한 상황을 가정하여 영상 정보를 획득하였다.

데이터 획득 과정 전반에 실제 객체정보 추출 알고리즘 개발 인력이 직접 현장에 참여하여 데이터 추출 지역 내 주요 도로, 보행로에 대한 실제 이동 환경 전

반의 미세한 환경요소를 알고리즘 개발에 반영하도록 하였다. 영상 데이터는 최대한 교통약자의 관점을 반영하여 수집하여 주행 위험 객체에 대한 데이터 신뢰도를 제공하고자 하였다. Fig. 3은 전동 이동 보조기기를 이용한 데이터 추출 지역 2곳에 대한 지리 정보를 나타내었다.



(a)Suyeong-gu area



(b)Gwang-An Beach Area

Fig. 3. Data acquisition area

일반인과 교통 약자간 유의한 주행 특성을 추출하고자 데이터 획득은 일반참가자 그룹과 교통약자 그룹으로 구분하여 계측하였고 동일한 주행 공간에서 각 그룹별로 별도의 데이터 영상을 수집하였다.

실험 참가자는 데이터 획득을 위해 해당 지역 이동 후 이동 과정 전반에 대한 주관적 의견을 설문 형식으로 수집하여 이후 데이터 영상 분석 시 주행 환경 보정 인자로 활용 하였다, 데이터 획득 2개 지역에서 얻어진 영상정보는 정량적, 정성적 지표 분석을 통해 Table 1.과 같이 불량노면 객체를 8개 class로 분류하였다.

Table 1. Object Classification

구분	객체명
접근 불가 객체	임시안전방호벽
	계단
위험 객체	측구
	맨홀
	점자블록
안전 객체	횡단보도
	부분경사로
	경사형 연석

### III. 실험 과정

주행 영상 데이터로부터 이동 장애를 유발 할 수 있는 객체를 인식, 분류하기 위한 학습용 데이터를 제작하였고, 학습 데이터는 다음과 같이 4단계의 제작 단계를 거쳐 진행되었다.

첫 번째 데이터 수집은 데이터 수집용 영상촬영 장치가 포함된 스마트폰을 착용한 채 직접 도로, 보행로를 이동하며 촬영하거나, 보행자에게 촬영용 스마트폰을 고정한 뒤 교통약자의 주행 환경을 촬영하였다.

두 번째 데이터 선별 및 정제 과정에서는 수집데이터를 육안으로 1차 확인한 뒤 흔들리거나 왜곡된 영상, 양호한 영상으로 분류하였고, 세 번째 최종 데이터추출 및 가공 단계에서는 직접 개발한 알고리즘을 활용하여 교통약자의 주행 경로상에 나타난 8개 객체의 데이터 어노테이션 과정을 진행하였다.

네 번째 최종 데이터 검증 단계에서는 개발자 간 상호 교차 확인, 검수 과정을 통해 데이터 신뢰도를 높이는 과정을 진행하였다.

#### 3.1 학습데이터 수집

학습 데이터 수집은 데이터의 다양성 확보를 위해 측정 장치 고정용 하네스를 상반신에 장착한 후 스마트폰을 바닥을 촬영 하도록 고정하는 방법과 촬영용 차량의 전면 유리에 촬영 장치를 고정하는 방법을 사용하였다.



Fig. 4. In case of on-site measurement

실제 교통약자가 이동하는 공간은 큰 간선도로보다는 좁은 이면도로이므로 가능한 좁은 이면도로를 중심으로 영상 데이터를 획득하였고, 여러 차레 반복 촬영

과정에서 다양한 각도의 영상을 획득하고자 하였다.

영상 데이터 획득 과정에서 혹시 발생할 수 있는 개인정보 침해 가능성을 차단하기 위해 사람 얼굴, 차량 번호판 등의 정보는 촬영 단계에서부터 회피하도록 하였고 영상 검수 과정에서 개인정보 침해 가능성이 있는 영상은 별도의 비 식별화 과정을 통해 개인정보 침해 요소를 제거 하였다, 영상 촬영은 특정 제품 갤럭시 S7와 특정 해상도 FHD(1920 \*1080)으로 최대한 영상 품질의 일관성을 유지할 수 있도록 조치하였다.

#### 3.2 데이터 선별

실 촬영 데이터의 선별은 Table. 2의 기준으로 육안 판독을 통해 데이터 학습에 적절하지 않은 영상을 1차 제외된 뒤 모델 학습용 데이터를 정제하는 방식으로 진행하였다.

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

육안 식별을 통해 수집된 데이터를 횡단보도, 측구, 맨홀, 점자블록, 부분 경사로, 임시안전방호벽, 계단, 경사형 연석으로 1차 분류하였다. 횡단보도, 측구, 맨홀, 점자블록, 계단, 경사형 연석의 경우 대부분의 보행로, 도로에서 관찰할 수 있어 영상 촬영 사례가 충분하였으나 전동이동보장구의 이동을 위해 별도로 설치하여야 하는 부분 경사로의 경우 법령으로 설치를 강제하고 있기는 법적 기준에 따라 설치되어 다양한 형태의 데이터를 확보하기 어려운 문제가 발생 하였다.

때문에 부분 경사로의 경우 데이터 전처리를 통해 데이터 양을 학습에 필요한 수준으로 증폭하는 작업을 통해 보완하였다.

### 3.3 데이터 어노테이션

데이터 어노테이션은 자체개발한 저작도구를 사용하여 수행하였다. 데이터 가공은 다음의 세 단계를 거쳐 진행하였다. 첫 번째 과정으로 데이터 가공자가 이미지 내에서 육안으로 인식 가능한 객체를 관찰하였고, 두 번째로 자체개발한 저작도구를 이용하여 객체를 영역으로 구분, 선택하였다. 폴리곤 객체의 경우에는 객체의 외곽을 따라 영역을 선택하여 어노테이션 한다.

마지막으로 횡단보도, 측구, 맨홀, 보도블럭, 점자블럭, 부분 경사로, 임시안전방호벽, 계단, 경사형 연석을 폴리곤 형태로 어노테이션을 수행하였다. Table 3.은 어노테이션을 진행한 결과를 나타내었다.

Table 3. Object Annotations



### 3.4 모델 학습

빠른 학습 수행이을 위해 다중 GPU 서버를 사용하였고 DensePose를 포함한 고품질의 객체 인식이 가능한 Instance Segmentation 모델, 그리고 객체 탐지 분야에서 사용되는 Mask R-CNN 모델을 적용해 Table. 4와 같이 이미지 학습을 진행하였다.

Table 4. Number of data used in learning

객체명	학습 사용 이미지 수(장)
임시안전방호벽	10,000
계단	4,407
측구	10,000
맨홀	10,000
점자블럭	10,000
횡단보도	1,010
부분경사로	5,784
경사형 연석	1,142

Mask R-CNN 모델로 학습 알고리즘은 github를 통해 train.py를 확보하였으며 제어 가능한 학습 파라미터는 IMAGES\_PER\_BATCH, BASE\_LEARNING\_RATE, MAX\_ITERATION 값을 변경하여 학습을 진행하였다.

학습 과정에서 이미지의 사이즈를 416×416으로 줄여, 학습 시의 부하를 감소시켰으며, IMAGES\_PER\_BATCH는 2와 4를 기준으로 학습하였고, BASE\_LEARNING\_RATE는 0.001으로 나누어 학습을 진행하였다. 학습조건은 Table. 5와 같다.

Table 5. Learning Conditions

CPU	Intel(R) Xeon(R) Gold 5120 CPU	GPU	Tesla V100-SXM2
메모리	265GB	HDD/SSD	2TB
OS	CentOS Linux 7.9	설치 SW	Cuda/ Anaconda 등
프레임 워크	Keras 등	개발 언어	Python

## IV. 실험 결과

Mask R-CNN 모델로 학습 결과를 Fig. 5과 같이 Evaluation 함수를 통해 도출하였다.

```
[07/26 20:40:50.02 evaluation.coco_evaluation]: Evaluat
| AP | AP50 | AP75 | APs | APm | AP1 |
|:---:|:---:|:---:|:---:|:---:|:---:|
| 53.726 | 68.532 | 64.666 | 37.981 | 50.399 | 59.903 |
```

Fig. 5. mAP 0.5



파라미터 설정은 IMAGES\_PER\_BATCH : 2, BASE\_LEARNING\_RATE 0.001, MAX\_ITERATION : 10,000으로 학습한 모델이 68.532로 가장 높은 성능을 보인다. Fig. 6과 Fig. 7은 Train, Validation loss 그래프를 나타낸다.

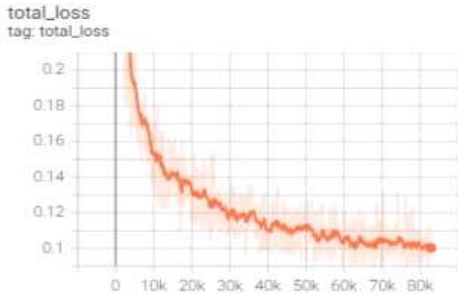


Fig. 6. Train loss graph

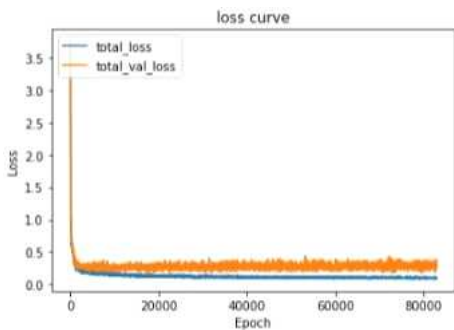


Fig. 7. Train-Validation loss graph

Fig. 8에서는 Mask R-CNN 모델을 통해 본 연구에 적용된 8가지 객체를 학습하였을 때, 전동 이동 보조 기기가 마주하게 될 8가지 객체를 대체로 정확하게 인식할 수 있음을 보여 주고 있다.



Fig. 8. Object Detecting Image

또한, 학습 파라미터의 조율에 따라 객체별 특징에 대한 영역을 판단할 수도 있고, 한 장의 사진에 대하여 세부영역에 대한 분석이 가능함을 확인 할 수 있다. 세부 영역에 대한 판단이 가능한 경우 향후 주행 장애물에 대한 종합적인 판단을 하는 데보다 용이한 것으로 판단된다.

#### IV. 결론

본 연구에서는 전동이동 보조기기를 이용하는 사용자들이 마주하게 되는 위험 요소를 딥러닝 기반의 객체 인식 기술을 활용하여 검출 하고자 하였다. 실제 전동이동 보조기기를 이용해 이동하는 상황에서 전방에 나타난 주행 장애, 위험 요소 객체를 실시간으로 검출하여 교통약자에게 직접 전달함으로써 주행 위험, 장애 요소를 빠르고 정확하게 사용자가 인지할 수 있도록 하는 딥러닝 모델을 구축이 가능한 것으로 확인하였다. 본 연구 성과는 바퀴를 이용해 노면과 보행로를 이동하는 유모차, 보행차와 최근 확산 되고 있는 개인형 모빌리티 산업에도 폭넓게 적용될 수 있을 것이라 예상된다. 후속 연구를 통해 주행 안전 수준에 따른 객체의 등급별 분류 기술을 개발하여 고도화 하는 과정을 진행하고자 한다.

#### ACKNOWLEDGMENTS

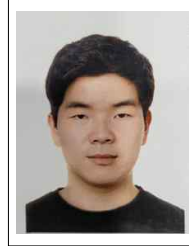
본 연구는 국토교통부/국토교통과학기술진흥원의 지원으로 수행되었음(과제번호 21R1TD-C162016-01, 국토교통부)

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] 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.
- [4] S. D. Park, B. S. Seong, "A study on the factors influencing the social adoption diffusion of innovative technology: Focus on smart mobility," Management & information systems review, vol. 36 no.2, pp. 239-260, 2017.
- [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] M. H. Choi, J. S. Woo, S. G. Hong, J. M. Park. Nam, "Development of an abnormal road object recognition model based on deep learning" , The Journal of Korea Institute of Convergence Signal Processing, v.22 no.4 , pp.149-155, 2021.
- [8] Kaiming He, Georgia Gkioxari, Piotr Dollar, Ross Girshick, Facebook AI Research (FAIR), "Mask R-CNN" , arXiv:1703.06870v3 [cs.CV] 24 Jan 2018

저자 소개

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)



1993년 2월 : 인제대학교  
 의용공학과(공학사)  
 1996년 2월 : 인제대학교  
 의용공학과(공학석사)  
 2008년 8월 : 부산대학교  
 의공학협동과정(공학박사)  
 2022년 3월~현재 : 연세대학교  
 디지털헬스케어학부 부교수  
 관심분야 : 신호처리,  
 뇌 신경계 신호 분석