

딥러닝 모델에서 포트홀 데이터셋의 성능 향상을 위한 전처리 방법 제안과 YOLO 모델을 통한 검증

이한진¹, 양지웅¹, 홍정희^{2*}

¹연세대학교 컴퓨터정보통신공학부, ²연세대학교 소프트웨어학부

Proposed Pre-Processing Method for Improving Pothole Dataset Performance in Deep Learning Model and Verification by YOLO Model

Han-Jin Lee¹, Ji-Woong Yang¹, Ellen J. Hong^{2*}

¹Department of Computer & Telecommunications Engineering, Yonsei University

²Division of Software, Yonsei University

요약 포트홀은 아스팔트 포장도로의 구조적 결함을 나타내는 중요한 단서임과 동시에 많은 인명 피해와 재산 피해를 일으킨다. 따라서 정확한 포트홀 탐지는 도로 표면의 유지보수에 있어서 중요한 과제이다. 포트홀 탐지를 위해 많은 머신러닝 기술이 도입되고 있으며 딥러닝 모델의 효율성을 높이기 위해 데이터 전처리가 필요하다. 본 논문에서는 포트홀 데이터셋에서 중요한 질감과 형태를 강조하는 전처리 방법을 제안한다. 제안된 전처리 방법은 Intensity transformation을 사용해 도로의 불필요한 요소를 줄이고 포트홀의 질감과 형태를 부각한다. 또한 Superpixel, Sobel edge detection을 사용해 포트홀의 특징을 검출한다. 제안된 전처리 방법과 기존의 전처리 방법의 성능 비교를 통해 포트홀 검출에서 제안된 전처리 방법이 기존 방법보다 더 효과적인 방법이라는 것을 보여준다.

• 주제어 : 포트홀 탐지, 전처리, YOLO, Superpixel, Sobel Edge detection, Intensity transformation

Abstract Potholes are an important clue to the structural defects of asphalt pavement and cause many casualties and property damage. Therefore, accurate pothole detection is an important task in road surface maintenance. Many machine learning technologies are being introduced for pothole detection, and data preprocessing is required to increase the efficiency of deep learning models. In this paper, we propose a preprocessing method that emphasizes important textures and shapes in pothole datasets. The proposed preprocessing method uses intensity transformation to reduce unnecessary elements of the road and emphasize the texture and shape of the pothole. In addition, the feature of the pothole is detected using Superpixel and Sobel edge detection. Through performance comparison between the proposed preprocessing method and the existing preprocessing method, it is shown that the proposed preprocessing method is a more effective method than the existing method in detecting potholes.

• Key Words : Pothole detection, Pre-processing, YOLO, Superpixel, Sobel edge detection, Intensity transformation

Received 01 November 2022, Revised 13 December 2022, Accepted 15 December 2022

* Corresponding Author Ellen. J. Hong, Division of Software, Yonsei University, 1 Yonseidae-gil, Wonju, Gangwon-do, Korea.
E-mail: ellenhong@yonsei.ac.kr

I. 서론

아스팔트 포장도로에서 포트홀이 매년 3,000건 이상 발생하여 막대한 인적 피해와 금전적 피해가 발생하고 있다. 이에 포트홀 탐지를 사용하여 아스팔트 도로의 유지보수를 진행하는 방법이 많은 관심을 받고 있다. 그러나 포트홀을 수동으로 검출하고 평가하는 방법은 많은 비용과 시간이 소비된다.

포트홀 탐지를 자동화하기 위해 머신러닝과 딥러닝 모델을 이용하는 연구가 점차 증가하고 있다. 그러나 포트홀은 모양에 있어 그 표본에 대한 분산이 매우 클 뿐만 아니라 땅이 파여있는 형태이기 때문에 물이 고이는 경우가 많다. 또, 그림자, 크랙 등 아스팔트 도로의 형태적 문제 때문에 포트홀 탐지는 쉽지 않은 과제이다. 이 때문에 딥러닝 모델이 포트홀을 더 정확하게 탐지할 수 있도록 하는 전처리 기술이 필요하다. 따라서 딥러닝 모델이 포트홀을 정확히 탐지하기 위해서는 형태와 질감이 중요하다[1].

본 논문은 다양한 전처리 방법들을 순서대로 진행하여 포트홀 데이터셋에 대해 다방면의 특징점들을 동시에 부각시키는 전처리 방법을 제안한다. 전처리 순서는 기본 단계에서 Intensity transformation과 grayscale를 통해 포트홀과 기타 그림자 등을 구분하고, 특성 추출 단계에서 Superpixel, Sobel edge detection을 사용하여 포트홀의 각 특징점을 부각시킨다. 마지막으로 합성 단계에서 전 처리된 각각의 이미지를 합친다. YOLOv5 모델을 사용하여 기존 전처리보다 제안하는 전처리가 포트홀 데이터셋에 더 적합한 전처리 방법임을 검증하고자 한다.

II. 이론적 배경

머신러닝과 딥러닝이 활발히 연구되기 이전에는 오로지 형태학적 필터만 이용하여 포트홀 검출을 시도하는 연구가 있었다[1-2]. 하지만, 딥러닝 모델에 데이터를 제공하기 전에 시행하는 전처리에서 너무 많은 필터를 거치게 되면 모델이 검출에 사용할 특징점들을 약화하게 된다. 따라서 포트홀을 검출하는 것이 아니라 포트홀의 특징을 강조하는 방향으로 전처리가 진행되어야 한다.

2.1 Intensity transformation

Intensity transformation이란 입력 이미지를 구성하는 각 픽셀의 intensity value를 수학적 식에 따라서 대응하는 출력 intensity value로 mapping 하는 것이다[3]. 본 논문에서는 포트홀 영역과 포트홀 주변의 일반 도로 영역, 그림자 영역 간의 뚜렷한 차이를 만들어내기 위해 강도를 변환하는 전처리 방법으로 사용된다.

Intensity value[3]를 매핑하는 과정은 식 (1)로 표현할 수 있다.

$$g(x, y) = T[f(x, y)] \quad (1)$$

여기서 $f(x, y)$ 는 연산 이전의 이미지이며, T 는 수행하는 연산을 나타내고, $g(x, y)$ 는 결과 이미지를 나타낸다. Intensity transformation은 크게 Image negatives, Log transformation, Power-Law (Gamma) transformation, Piecewise-Linear transformation으로 나눌 수 있다. 본 논문에서는 Log transformation, Power-Law(gamma) transformation, Piecewise-Linear transformation을 이용하여 그림자 영역과 포트홀의 경계를 구분한다.

$$s = c \log(1 - r) \quad (2)$$

Log transformation은 식 (2)로 표현할 수 있다. 여기서 s 는 결과 intensity, $r \geq 0$ 은 해당 픽셀의 입력 intensity이다. c 는 $255/\log(1+m)$ 이며 m 은 해당 사진에서 픽셀의 최댓값이다. 이것은 결과 픽셀값이 255를 넘지 않도록 해준다. 이미지를 구성하는 픽셀들이 전반적으로 특정 영역에 집중되어있는 좁은 픽셀값의 분포를 넓어지게 하여 대비를 높이고, 어두운 영역에 숨겨진 디테일을 개선시킨다.

Power-Law(Gamma) transformation[3]은 식 (3)으로 표현할 수 있다.

$$s = cr^\gamma \quad (3)$$

γ 값의 설정에 따라 이미지에 존재하는 어두운 픽셀 영역의 범위가 변경된다. γ 값을 1보다 작게 설정하면 이미지의 밝은 부분을 강조하고 1보다 크게 설정하면 이미지의 어두운 부분이 강조된다[3-4]. 본 논문은 이미지에서 포트홀이 주변보다 어둡다는 특징을 부각하고자 Power-Law(Gamma) transformation을 적용하였다.

2.2 Superpixel

Superpixel은 이미지에서 각각의 픽셀들을 색 등의 레벨이 낮은 정보를 기반으로 비슷한 것끼리 묶어 커다란 픽셀(Superpixel)을 만드는 기법이다[5]. 따라서 본 논문은 Superpixel을 사용해 포트홀의 경계를 보존하면서 내부는 픽셀을 유사한 그룹으로 묶기 위해 사용한[2].

Superpixel은 이미지를 구성하는 요소를 크게 줄이는 효과를 얻을 수 있다. 일반적으로 25 ~ 2,500개의 Superpixel을 사용하는데 300*300 이미지가 원래 90,000개의 요소를 가지는 것과 비교하면 매우 효율적이다. 또한 Superpixel 기법은 근처의 픽셀들을 같은 의미를 가지는 하나의 덩어리로 인식하는 인간의 인지 방식과 유사하다고 볼 수 있다. 그러나 Superpixel을 적용할 경우 요소 간의 기하학적인 관계가 매우 복잡해지므로 연산을 하기 전에는 예측할 수 없다는 단점이 존재한다.

2.3 Sobel edge detection

Sobel edge detection은 윤곽선 검출 알고리즘의 한 종류로써 x , y 방향별로 각 방향의 앞뒤 픽셀값을 비교하여 변화량을 검출하는 알고리즘이다[6]. x , y 필터를 이용하며 중심 픽셀의 주변 픽셀과의 곱셈 연산을 통해서 중심 픽셀에서 주변 픽셀의 변화량을 구해 이미지의 가장자리 검출에 사용할 수 있다.

하지만, 아스팔트 도로의 경우 도로의 질감이 고르지 않기 때문에 아스팔트 특유의 노이즈를 제거한 후 Sobel edge detection을 사용하면 더 선명한 윤곽선 결과를 얻을 수 있다. Median filter는 Mean filter와 달리 커널 안 픽셀값들을 정렬 후 중앙값을 선택하는 필터이다. 중앙값을 선택하기 때문에 주변 픽셀값 중 특이값이 있다면 무시하는 경향이 있다. 따라서 소금 후추 노이즈 제거에 적합한 필터이다. 아스팔트 도로의 질감이 소금 후추 노이즈와 비슷하여 본 연구에서는 Median filter를 사용하였다. 그러므로 본 연구에서는 포트홀의 형태를 파악하기 위해 median filter를 먼저 썩은 후 Sobel edge detection을 사용한다.

III. 연구 방법

3.1 전처리 방법

본 논문이 제안하는 전처리 단계는 크게 기본, 특성 추출, 합성 단계로 나뉜다. 기본 단계는 Intensity transformation과 grayscale 연산을 거치고 특성 추출 단계에서는 기본 전처리를 끝낸 이미지에 Superpixel 연산과 Sobel edge detection 연산을 따로 적용하여 형태와 질감에 대해 각각 따로 강조한다. 이 과정에서 형태를 강조한 이미지의 경우 질감에 대한 정보가 약해지고, 질감을 강조한 이미지는 형태에 대한 정보가 약해진다. 따라서 마지막으로 다른 특징점이 강조된 이미지를 하나의 이미지로 합치는 합성 단계를 통해 전처리가 완료된다. 모든 전처리 과정은 Fig. 1에서 볼 수 있다.

3.1.1 기본 단계

기본 단계에서는 포트홀에 대한 전반적인 구분이 가능하도록 전처리를 진행한다. 먼저 Intensity transform 중 Log transformation의 어두운 영역 속 디테일을 개선시킨다는 특성을 통해 그림자 속에 있는 포트홀이 잘 구분되도록 변환한다. Log transformation을 사용하면 이미지들이 너무 밝아지므로 Gamma transformation을 통해 전체적인 이미지를 어둡게 만든다. 본 연구에서는 감마값을 3.5로 두었다. 그다음 Piecewise-Linear transformation을 이용해 어두운 곳과 밝은 곳의 경계를 명확하게 만든다. 그 후 특성 추출 단계에서 각 연산이 가능하도록 하기 위해 이미지들을 grayscale로 변환한다.

3.1.2 특성 추출 단계

특성 추출 단계에서는 포트홀의 질감과 형태를 강화시키는 방향으로 전처리를 각각 진행한다. 먼저 포트홀의 형태를 증폭시키는 방법으로 두 가지 방법을 사용하였다. 첫 번째는 Superpixel을 이용해 색과 밝기 정보에 따라 형태를 나누는 것이다. Superpixel 연산은 RGB 정보를 이용하는 방법으로 기본 단계에서 회색조 이미지로 변환하기 이전의 이미지에 적용한 후 회색조

이미지로 변환하였다. Superpixel에서 나누는 segment 수는 500으로 설정하였다. 두 번째로 사용한 방법은 색과 밝기 정보가 아닌 밝기 변화량을 이용해 가장자리를 검출하는 Sobel edge detection 알고리즘을 사용하였다. 이를 통해 색과 밝기로 나뉜 형태와 이미지의 가장자리를 이용해 나뉜 형태를 모두 고려할 수 있다. Sobel edge detection 알고리즘은 기본 단계에서 grayscale로 변환한 이미지에 적용하고, kernel size는 3으로 설정했다. 또, 아스팔트 자체의 노이즈를 없애기 위해 kernel size가 7인 Median filter를 사용한 후 Sobel 연산을 적용했다.

질감을 강화하는 단계에서는 기본 단계에서 grayscale로 바뀐 이미지를 사용했다. 기본 단계에서 진행한 Intensity transform에서 포트홀의 질감은 충분히 부각되었다고 판단하였다.

3.1.3 합성 단계

합성 단계에서는 특성 추출 단계에서 만들어진 Sobel, Superpixel, Grayscale 이미지를 각각 R, G, B 채널로 합쳐 컬러 3채널 이미지를 만든다. 이를 통해 딥러닝 모델이 학습 시에 두 가지 방법으로 부각한 형태와 질감을 모두 고려할 수 있도록 한다.

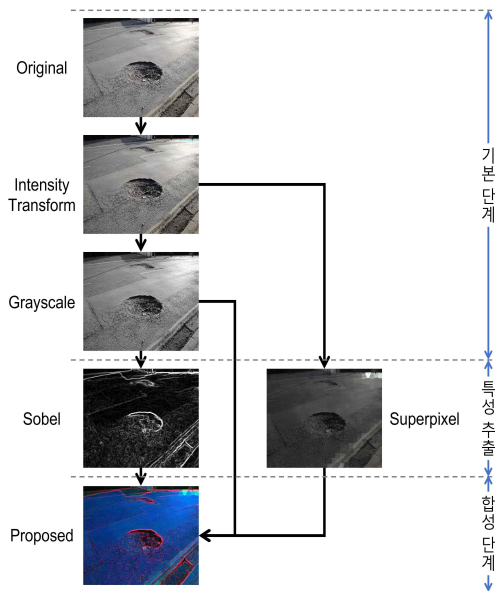


Fig .1 Preprocessing steps

3.2 실험 방법

3.2.1 모델

각 전처리의 성능을 비교하기 위한 모델로 YOLOv5를 이용하였다. YOLO는 “You Only Look Once”의 약자로 Deep CNN을 이용한 객체 탐지 딥러닝 모델이다. 연구에 사용한 YOLOv5 모델의 hyperparameter들은 Table 1과 같다.

3.2.2 데이터셋

사용한 포트홀 모델의 데이터셋은 포트홀 사진 총 610장을 사용하였고, 라벨 수는 포트홀 1개이다. Train 430장, Validation 120장, Test 60장으로 약 7:2:1의 비율로 나누었다.

Table 1. YOLOv5 Hyper parameters

Name	Value	Name	Value
epochs	300	lr0	0.01
lrf	0.01	momentum	0.937
weight_decay	0.0005	warmup_epochs	3.0
warmup_momentum	0.8	warmup_bias_lr	0.1
box	0.05	cls	0.5
cls_pw	1.0	obj	1.0
obj_pw	1.0	iou_t	0.2
anchor_t	4.0	fl_gamma	0.0
hsv_h	0.015	hsv_s	0.7
hsv_v	0.4	degrees	0.0
translate	0.1	scale	0.5
shear	0.0	perspective	0.0
flipud	0.0	fliplr	0.5
mosaic	1.0	mixup	0.0
copy_paste	0.0		

3.2.3 평가 지표

본 연구는 평가 지표로 precision, recall, mAP_0.5, mAP_0.5:0.95를 사용한다.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP}, Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4)$$

Table 2. Evaluation metrics by Preprocessing methods

PreProcessing Method	Best Epoch	Precision	Recall	mAP_0.5	mAP_0.5:0.95
Original	273	0.8266	0.6633	0.7382	0.4288
Intensity transformation	293	0.7916	0.6762	0.7147	0.4232
Sobel edge detection	285	0.6229	0.4757	0.4909	0.2457
Superpixel	275	0.7340	0.5728	0.6286	0.3155
Proposed method	270	0.7541	0.6958	0.7469	0.4366

Precision과 recall은 식 (4)와 같이 나타낼 수 있으며 precision은 검출 결과 중 올바르게 검출한 비율, recall은 검출해야 하는 것 중 제대로 검출한 비율을 의미한다. MAP (Mean Average Performance)는 AP (Average Precesion)를 라벨 수로 나눈 것으로 본 연구에서 데이터셋의 라벨 수는 1이므로 MAP와 AP는 같다. 실제 데이터셋 이미지의 바운더리와 모델이 예측한 바운더리가 겹치는 영역의 비율인 IOU (Intersection Over Union)가 임계값을 초과하는 영역에서의 Precision-Recall(PR) curve를 그리고 PR curve의 밀면적을 계산하면 AP를 구할 수 있다. mAP_0.5는 임계값을 0.5, mAP_0.5:0.95는 임계값을 0.5 ~ 0.95로 둔 후 0.05마다 가중치를 둔 방법이다.

3.2.4 평가 방법

서로 다른 전처리를 진행한 5개의 데이터셋에 대해, YOLOv5 모델을 이용하여 300 epochs의 학습을 진행한다. 그 후 300 epochs 중 가장 성적이 좋은 best epoch를 선정하여 해당 epoch의 지표를 서로 비교한다. 5개의 데이터셋은 원본 사진인 Original, 원본 사진에 Log transformation과 Gamma transformation을 진행한 Intensity transformation, 그 후 이미지를 회색조로 변환하여 각각 Sobel edge detection과 Superpixel 연산을 적용한 Sobel과 Superpixel, 마지막으로 본 논문이 제안하는 전처리 방법인 Proposed method이다.

IV. 연구 결과 및 분석

Table 2는 Precision을 제외한 평가 지표에서 본 논문이 제안한 전처리의 성능이 가장 좋음을 보여준다. 그 뒤로 Original, Intensity transformation, Superpixel,

그리고 Sobel edge detection 순서로 성능이 떨어짐을 볼 수 있다. Superpixel과 Sobel edge detection이 원본 데이터보다 성능이 떨어지는 이유는 Fig. 2에서 그 이유를 찾아볼 수 있다. Sobel edge detection과 Superpixel은 포트홀의 형태를 부각하는 전처리이다. 따라서 포트홀과 형태가 비슷한 그림자, 돌덩이 등과 같은 사물들에서는 질감을 통한 포트홀 구분에 어려움이 있다.

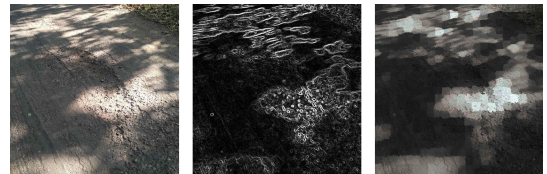


Fig. 2. Shadow in Sobel edge detection and Superpixel

Fig. 3에서는 Intensity transformation이 기존 포트홀 데이터셋의 질감을 더 강조한다는 것을 볼 수 있다. 따라서 Fig. 2와 Fig. 3은 본 논문이 제안하는 전처리를 통해 색깔의 관점에서의 형태, 가장자리를 통한 형태, 질감 모두를 강조한 전처리가 진행된다는 것을 보여준다.



Intensity Transform Original Image

Fig. 3. Pothole compare with Intensity transformation

V. 결론

본 논문에서는 포트홀의 다양한 특징점을 검출하기 위해 총 3단계로 구성된 전처리 방법을 제안한다. 기존의 포트홀 검출은 형태학적 필터만을 사용했다. 딥러닝 모델에 데이터를 제공하기 전 이 방식을 사용하면 포트홀의 특징점이 약화되는 문제가 있었다. 그러나 제안하는 전처리 방법에서는 포트홀의 다양한 특징점을 더 부각시켜서 딥러닝 모델이 정확하게 포트홀을 검출할 수 있도록 한다.

제안하는 전처리 방법은 기본 단계, 특성 추출, 합성 단계로 구성된다. 기본 단계에서는 Intensity transformation을 사용해 이미지 내의 포트홀과 주변 그림자의 명도에 차이를 주고 질감이 부각될 수 있도록 한다. 그리고 grayscale을 사용해 다음 단계에서 연산이 가능하도록 이미지를 회색조로 바꾼다. 특성 추출 단계에서는 Sobel edge detection과 Superpixel을 사용한다. Sobel edge detection은 포트홀의 밝기 변화량을 이용해 가장자리를 검출하여 형태를 파악하고 Superpixel은 색과 밝기 정보에 따른 포트홀의 형태를 파악한다. 합성 단계에서는 앞에서 처리된 이미지를 각각 R, G, B 채널로 합친다. 이렇게 총 3단계를 거치면서 포트홀의 형태와 질감을 부각시킨 이미지를 딥러닝 모델의 데이터로 사용할 수 있다. 제안하는 방법과 다른 전처리 방법을 적용한 데이터셋을 동일 모델에 적용함으로써 제안하는 방법이 기존 포트홀 검출 방법과 전처리 과정에서 사용된 전처리 방법에서 사라지는 특징점을 형태와 질감 방면으로 동시에 부각해 단일적으로 사용한 것보다 향상된 결과를 보여주는 것을 확인하였다.

본 논문이 제안한 전처리 방법을 통해 포트홀 탐지의 정확도를 높여 포트홀 유지 보수 자동화를 더 수월하게 만들 수 있을 것이다. 또한, 자율주행 자동차에 포트홀 탐지 기술을 적용하여 자동 회피 기능에 도움을 줄 수 있을 것으로 기대된다. 하지만, 본 논문에서 사용한 데이터셋은 데이터의 양이 적고 노이즈가 심하다. 따라서 더 많은 양의 데이터를 확보하고 노이즈가 적은 데이터셋을 사용한다면 본 논문이 제안하는 전처리 방법의 효율성은 더 향상될 것으로 기대된다.

ACKNOWLEDGMENTS

이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No, 2022R1F1A1074273).

REFERENCES

- [1] Y.-R. Kim, T. Kim, and S. Ryu, "Pothole Detection Method in Asphalt Pavement," *Journal of the Institute of Electronics and Information Engineers*, vol. 51, no. 10. The Institute of Electronics Engineers of Korea, pp. 248-255, Oct, 2014
- [2] Yeon-Tae Kim, Jae-Kyu Lim, Hyung-Mog You and Moon-Sup Lee, "A Study on the application of Superpixel based preprocessing technology to improve performance in the road surface object information detecting process using artificial neural networks," *JDCS vol.21, no.11 pp. 2049-2056, Nov, 2020*
- [3] D. Kumar and A. G. Ramakrishnan, "Power-law transformation for enhanced recognition of born-digital word images," *2012 International Conference on Signal Processing and Communications (SPCOM)*, pp. 1-5, July, 2012
- [4] Shin, Y. Kim, M. Pak, K.-W and Kim, D, "Practical methods of image data preprocessing for enhancing the performance of deep learning based road crack detection" *ICIC Express Letters, Part B: Applications*, v.11, no.4, pp.373 - 379, Apr, 2020
- [5] M. -Y. Liu, O. Tuzel, S. Ramalingam and R. Chellappa, "Entropy rate superpixel segmentation," *CVPR 2011*, 2011, pp. 2097-2104
- [6] Gupta, Samta, Susmita Ghosh Mazumdar and M. tech Student. "Sobel Edge Detection Algorithm." *International journal of computer science and management Research*, 2(2), 1578-1583.

저자소개

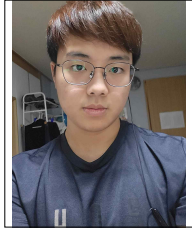
이 한 진 (Han-Jin Lee)



2020년 3월~현재 : 연세대학교
컴퓨터정보통신공학부(재학)

관심분야 : 딥러닝, 머신러닝,
컴퓨터비전

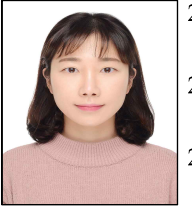
양 지 응 (Ji-Woong Yang)



2018년 3월~현재 : 연세대학교
컴퓨터정보통신공학부(재학)

관심분야 : 딥러닝, 머신러닝,
컴퓨터비전

홍 정 희 (Ellen J. Hong)



2013년 2월 : KAIST
전기및전자공학과(공학박사)
2016년 10월~2018년 1월 :
동서대학교 컴퓨터공학부 조교수
2018년 2월~2019년 8월 : KT
융합기술원 선임연구원

2019년 9월~현재 : 연세대학교 소프트웨어학부 조교수
관심분야 : 인공지능, 시스템 모델링 시뮬레이션,
시뮬레이션 기반 최적화, 디지털 트윈, 지능형 시스템