

U-net 기반 도로 로드마크 및 균열 분할 모델

장주현, 김재윤*
순천향대학교

kwack0202@sch.ac.kr, *kimym38@sch.ac.kr

U-Net-Based Roadmark and Crack Segmentation Model

Jang Joohyun, Kim Jaeyun*
Soonchunhyang Univ.

요 약

도로의 로드마크 및 손상 감지는 도로의 안전과 유지보수를 실현하기 위한 핵심 작업이다. 기존의 수동 감지 방식은 비용과 속도 측면에서 비효율적인 문제점이 존재하였는데, 이를 해결하기 위해 본 논문에서는 U-net 아키텍처를 활용하여 도로의 로드마크와 균열을 자동으로 감지하는 모델을 제안한다. 모델 성능 향상을 위해 다양한 백본(backbone)을 비교 분석하였으며 seresnext101 백본(backbone)이 가장 우수한 예측 성능을 보였다. 제안된 모델은 입력 이미지의 시간과 환경의 변화에 상관없이 일관된 예측 결과를 제공하며 결과와 함께 이미지에 해당하는 위치정보의 확인이 가능하였다.

I. 서 론

도로 상의 로드마크는 주행 시 운전자의 차량 제어를 보조하는 역할을 수행한다. 이러한 로드마크는 도로면에 작용하는 물리적, 환경적 요인에 의해 훼손될 수 있으며, 해당 요인들로 인해 도로 자체가 손상될 수도 있다. 이 때, 시인성이 저하된 로드마크를 제대로 인식하기 어려운 경우나 도로 균열, 포트홀의 발생 등 도로의 손상이 심한 경우엔 운전자의 대응 능력이 제한되어 교통사고나 차량 파손에 노출될 위험이 증가하게 된다[1]. 이를 방지하기 위해선 정확한 도로의 손상 감지와 효율적인 수리 과정을 적시에 진행하는 유지보수 작업을 수행해야 한다. 그러나 현재 대부분의 도로 상황 모니터링과 손상 감지 작업은 수동으로 이루어지며, 이는 노동 비용과 처리 속도의 측면에서 문제점을 가지게 된다[2].

본 논문은 이를 해결하기 위해 자동으로 로드마크를 인식하고 손상된 도로를 감지하는 기능을 결합한 모델을 제안한다. 해당 모델은 주행 차량의 안전성을 보조하고, 손상된 도로의 위치 정보를 제공하여 해당 구간의 유지보수를 지원한다. 이는 기존의 운전 보조 시스템들이 안전성 확보와 관련하여 차량 내부에 맞춘 초점을 도로 전체로 확장하여 근본적인 해결책을 제시하고자 한다.

II. 본론

2.1 로드마크 및 도로 균열 데이터

본 논문은 영역 분할(segmentation) 기술을 사용하여 주행 도로에서 로드마크와 균열을 동시에 인식하는 목적으로 개발되었다. 데이터는 총 A(로드마크, 약 36만 장)와 B(도로 균열, 약 10만 장) 두 그룹으로 나뉘며 각 그룹은 로드마크와 도로 균열에 대한 폴리곤 좌표정보가 함께 제공된다. 학습을 위해 두 데이터는 훈련80%, 테스트20%로 분할되었다. A그룹의 경우엔 이미지가

촬영된 당시의 위치 정보(위도, 경도)를 포함하므로 데이터 A의 테스트 이미지를 두 모델에 모두 입력하여, 최종적으로 도로의 로드마크와 균열의 인식에 더해 해당 로드마크와 균열의 위치정보를 함께 확인한다.

2.2 U-net

U-net은 Biomedical에서 영역 분할을 위해 제안된 딥러닝 아키텍처로 입력 이미지를 Down-sampling하여 특징을 추출하는 인코더와 추출된 특징을 Up-sampling하여 원본 이미지 크기로 복원하는 디코더로 구성된다[3]. U-net은 인코더와 디코더 사이의 각 레이어에서 얻은 특징을 직접 연결하는 스킵 연결방식을 사용해 저차원과 고차원의 정보를 융합하여 영역 분할 작업에서 우수한 성능을 보인다(그림.1).

그림.2는 본 논문에서 제안한 로드마크와 도로 균열 영역을 분할하는 모델의 프레임워크다. 로드마크 모델은 여러 종류의 로드마크에 대한 다중 클래스, 도로 균열은 균열에 대한 단일 클래스 모델이다. 입력 이미지는 두 모델에 순차적으로 전달되며, 모델은 입력 이미지에 존재하는 로드마크 및 도로 균열과 이미지의 위치 정보를 출력한다. 다양한 백본(backbone) 네트워크를 테스트 데이터셋에 대해 비교하며 모델을 평가했으며, 두 모델의 백본(backbone)은 동일하게 유지하여 진행하였다.



그림.1 스킵 연결방식

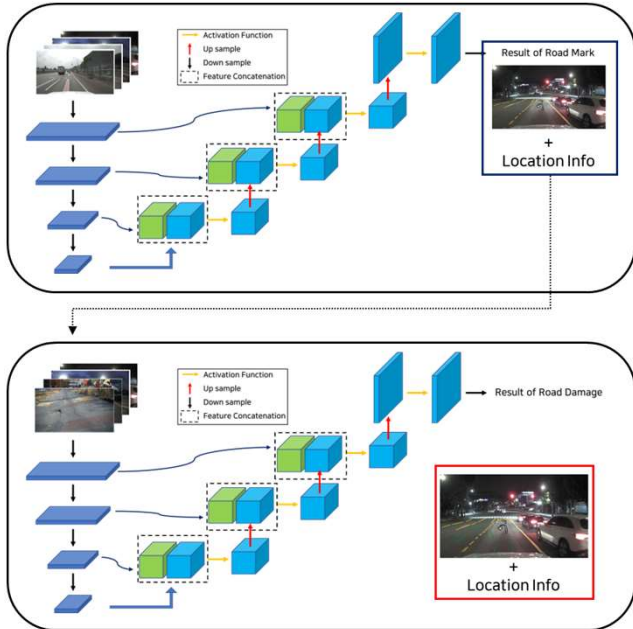


그림.2 로드마크 및 도로 균열 segmentation 프레임워크

2.3 성능 평가 지표 및 모델링 결과

모델에 대한 평가 지표는 IoU(Intersection over Union)를 사용했으며 해당 지표는 예측 영역 ($Area_p$) 과 실제 영역 ($Area_{gt}$) 의 겹치는 영역을 두 영역의 합으로 나눈 지표이다. IoU에 대한 공식은 식(1)과 같다.

$$IoU = \frac{Area\ of\ Overlap}{Area\ of\ Union} = \frac{Area_p \cap Area_{gt}}{Area_p \cup Area_{gt}} \quad (1)$$

표.1은 두 데이터셋에 대한 백본 별 영역 분할 결과를 평균IoU(MIoU)로 비교한 것이다. 4개의 백본(backbone) 중 seresnext101이 두 데이터 셋 모두에서 가장 뛰어난 성능을 보였으며 그림.3과 그림.4는 각 데이터 셋의 테스트 데이터에 대해 seresnext101 백본(backbone)을 사용한 예측결과를 보여준다. 두 모델은 다양한 시간대와 환경에서도 일관된 예측 결과를 보여주었으며 그림.5는 위도37.014085, 경도127.14552 및 위도36.80237333, 경도128.602115에 해당하는 위치에 대해 로드마크와 도로 균열을 함께 인식한 결과이다.

표.1 backbone 별 Test 셋 segmentation 성능 결과

Backbone	로드마크 MIoU	균열 MIoU
Mobilenet	0.685	0.691
vgg19	0.72	0.713
resnet101	0.733	0.746
seresnext101	0.754	0.76

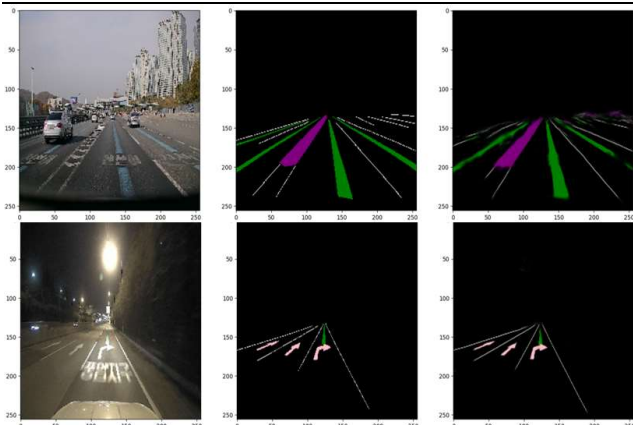


그림.3 로드마크 segmentation 예측 결과

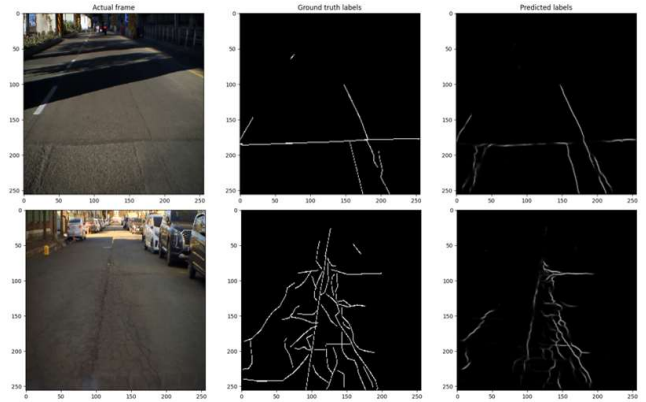


그림.4 도로 균열 segmentation 예측 결과

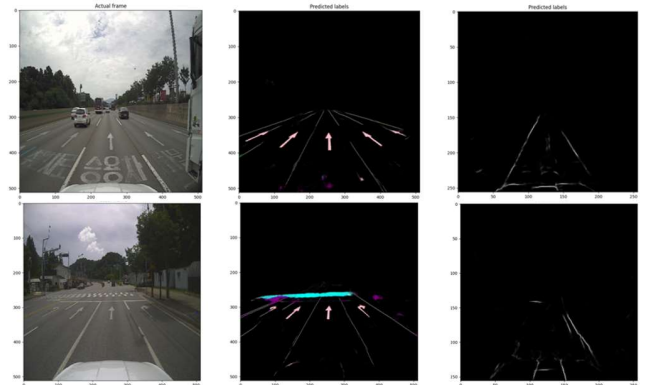


그림.5 로드마크 및 도로 균열 segmentation 예측 결과

III. 결론

본 논문에서는 도로의 로드마크와 도로 균열을 동시에 감지하는 모델을 제안하였다. 모델의 성능 향상을 위해 다양한 백본(backbone)을 비교한 결과, seresnext101이 가장 우수한 성능을 보여주었으며 이를 활용해 최종적인 U-net 모델을 구축하였다. 제안된 모델은 다양한 시간대와 환경에서 수집된 이미지에 대해 높은 일관성을 유지하며 로드마크와 도로 균열을 감지할 수 있었다. 또한, 최종 출력에서는 로드마크와 도로 균열의 감지 결과와 함께 위치정보(위도, 경도)를 확인할 수 있었다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 2023 년 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 SW 중심 대학사업의 연구결과로 수행되었음 (2021-0-01399).

참고문헌

- [1] 이석기, 박원일, 박기수, & 김용석. (2023). 악천후 도로 시인성 개선을 위한 발광 차선 적용성 평가. 한국산학기술학회 논문지, 24(3), 33-39.
- [2] Guo, G., & Zhang, Z. (2022). Road damage detection algorithm for improved YOLOv5. Scientific reports, 12(1), 15523.
- [3] Ronneberger, O., Fischer, P., & U-net, T. B. (2022). Convolutional networks for biomedical image segmentation. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI).