

노후 건축물 안전진단을 위한 AI기반 균열 구획화 알고리즘

서희주^o, 황병일*, 김동주*

^o포항공과대학교 인공지능연구원,

*포항공과대학교 인공지능연구원

e-mail: lilySunday@postech.ac.kr^o, {bihwang, kkb0320}@postech.ac.kr*

Artificial Intelligence-based Crack Segmentation Algorithm for Safety diagnosis of old buildings

Hee Ju Seo^o, Byeong Il Hwang*, Dong Ju Kim*

^oPostech Institute of Artificial Intelligence, Pohang University of Science and Technology,

*Postech Institute of Artificial Intelligence, Pohang University of Science and Technology

● 요약 ●

집중 안전 점검의 대상인 노후 건축물에서 균열은 건물의 안전도를 점검할 수 있는 지표이다. 안전 점검에 드론을 활용하면서 고해상도의 드론 기반 균열 이미지 수집이 가능해졌고, 육안이 아닌 AI기반으로 균열을 탐지, 구획화할 수 있다. 본 연구에서는 주변 사물과 배경에 구애받지 않고 안전 점검이 가능한 구획화 알고리즘을 제안한다. METU와 POC데이터셋을 가공하여 데이터셋을 구축하고, 이를 바탕으로 ResNet50을 통해 균열과 유사한 배경을 분류하였으며, 균열 구획화 모델을 선정하여 DesneNet201-UNet++으로 mIoU 82.27%를 달성하였다. 본 연구는 노후 건축물 안전 점검에 필요한 균열 폭 추정에 도움이 될 것으로 기대된다.

키워드: 균열 구획화(crack segmentation), 이미지 분류(image classification), 딥러닝(deep learning)

I. Introduction

노후 건축물은 방치하게 되면 자연재해나 사고로 인한 피해가 발생할 위험이 크다. 2015년부터 노후 건축물을 포함한 사고 발생 우려 시설에 대해 집중 안전 점검이 진행되고 있으며 최근에는 사람이 직접 점검하기 어려운 곳에 드론을 활용한다[1]. 건물의 안전도는 외벽의 균열 여부나 균열 폭 크기를 통해 평가되는데, AI기반 분류와 구획화를 이용할 수 있다. 기존 연구에서는 외벽 위주의 균열을 구획화 하였으나 드론 기반 균열 이미지는 주변 사물과 배경을 다수 포함하고 있다. 본 연구는 고해상도 드론 이미지를 작게 분할하여 배경에 구애받지 않도록 균열을 분류하고 구획화한 후 재결합하는 알고리즘을 제안한다.

II. Preliminaries

1. Related works

분할된 드론 기반 균열 이미지의 특징과 유사한 공인 데이터셋을 탐색해보았다. CSD[2]는 균열 구획화 데이터셋들을 448x448로 가공한 데이터셋으로 해상도와 이미지 정보의 손실이 있다. METU[3]는

고해상도 건물 이미지를 227x227로 분할한 분류용 데이터셋이다. POC(Pohang Crack)[4]는 균열 부근에 스티커를 부착하여 두께를 측정할 수 있도록 본 연구원에서 자체적으로 수집한 구획화용 데이터셋이다. 특징적으로 유사하고 손실이 적은 METU와 정확한 구획화 라벨링이 있는 POC를 가공하여 균열 분류와 구획화가 모두 가능한 데이터셋을 구축해보고자 한다.

III. The Proposed Scheme

주변 사물과 배경에 구애받지 않는 구획화 알고리즘 설계를 위한 (1) 데이터 구축, (2) 분류 모델 적용, (3) 구획화 모델 비교 분석을 소개한다.

1.1 균열 데이터 구축

균열을 분류 및 구획화하기 위해 기존에 있는 데이터셋을 가공하여 모델 학습 및 검증에 활용하고자 하였다. METU는 반자동 구획화 라벨링을 위해 본 연구원에서 자체적으로 개발한 라벨링 툴[6]을

이용하여 구획화 라벨링을 진행하였다. POC는 METU와 동일한 크기로 분할한 후 균열비균열로 분류하였다. 두 작업을 통해 41557장의 분류용 데이터셋과 4598장의 구획화용 데이터셋을 구축하였다.

1.2 균열 분류 모델 적용

구축한 분류용 데이터셋을 활용하여 ResNet50과 VGG16_BN으로 학습한 결과는 다음과 같다.

Table 1. Accuracy of Crack Classification Model

model	Accuracy
ResNet50	99.56689
VGG16_BN	99.45460

ResNet50은 깊은 네트워크와 Residual Learning을 통해 더 좋은 성능을 보였다. 균열의 형태와 유사한 그림자, 돌 등을 포함한 배경을 우선 선별할 수 있다.

1.3 균열 구획화 모델 비교 분석

분류 모델을 적용하여 생성된 구획화용 데이터셋을 활용하여 모델의 구조(Decoder)와 backbone(Encoder)에 따라 학습한 결과는 다음과 같다.

Table 2. mIoU of Crack Segmentation Model

Decoder Encoder	Unet	Unet++	DeepLabV3+
ResxNet50	82.0493	82.0449	79.2999
DenseNet201	81.7563	82.2668	-
MoblieNetV2	81.4529	81.3535	77.8804

전반적으로 Unet이 좋은 성능을 보였지만 DenseNet201-Unet++의 mIoU 성능이 82.27%로 가장 높다. DenseNet의 피쳐맵이 모두 연결된 구조는 정보의 손실을 방지하는데 Unet++가 이러한 피쳐맵과 합쳐질 때 특징을 잘 추출할 수 있기 때문으로 보인다.

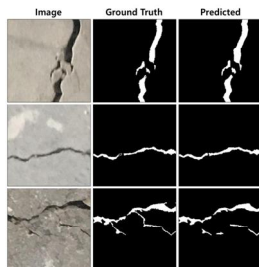


Fig. 1. Prediction Result of DenseNet201-Unet++ Model

최종모델의 예측 결과는 Fig 1.과 같으며, 일부 미세 균열을 제외하고 높은 성능을 보이므로 분할 이미지들을 재결합했을 때 원본을 분할하지 않고 학습하는 것보다 원본에 대해 높은 mIoU가 기대된다.

IV. Conclusions

본 연구에서는 현존하는 데이터셋을 통해 노후 건축물의 안전 점검을 위한 균열 분류, 구획화 모델 제안했다. 향후 모델을 고도화하고 분할 이미지 예측 결과를 재결합하여 mIoU를 구하면 명확한 성능지표 선정과 균열 폭 추정에 도움이 될 것으로 기대된다.

ACKNOWLEDGEMENT

본 논문은 2023년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업이며(No.2022R1A6A1A03052954), 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신산업진흥원(S0443-23-1005, AI 기반 균열 진단 SW 개발을 통한 노후 건축물 안전진단 서비스 사업화)의 지원을 받아 수행됨.

REFERENCES

- [1] <https://www.hani.co.kr/arti/area/capital/1088068.html>
- [2] Crack segmentation dataset, <https://www.kaggle.com/lakshaymishra/crack-segmentation-dataset>
- [3] Özgenel, Ç. F., and A. Gönenç Sorguç., "Performance comparison of pretrained convolutional neural networks on crack detection in buildings," Isarc. proceedings of the international symposium on automation and robotics in construction. Vol. 35. IAARC Publications, 2018.
- [4] S. M. Lee, G. Y. Kim, and D. J. Kim, "Development of Robust Crack Segmentation and Thickness Measurement Model using Deep Learning," The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences, Vol. 48, No. 5, pp. 554-566, May. 2023.