# 스마트 시설물 관리를 위한 딥러닝 기반 테스트베드 설계

김도영*
*한국건설기술연구원 미래융합연구본부
doyoungkim0123@kict.re.kr

# Testbed Design Based on Deep-learning Algorithm for the Smart Facilities Management of Existing Building

Do-Young Kim*
*Dept. of Future Technology Engineering and Convergence Research

요 약

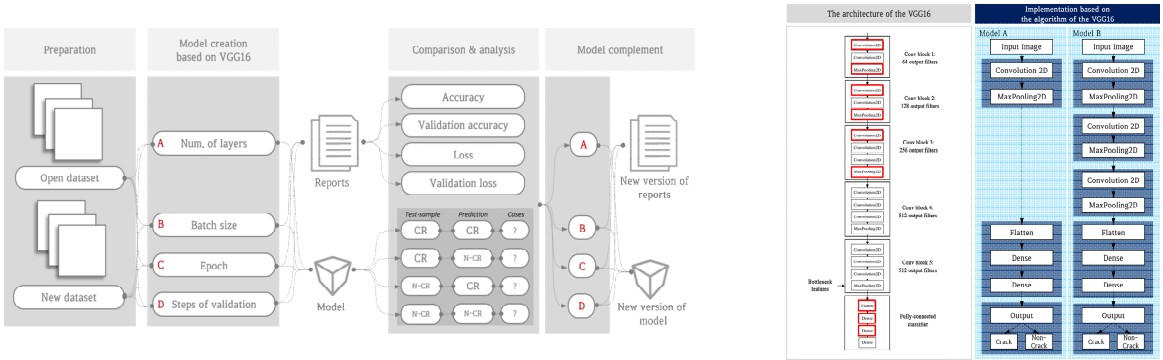
노후 시설물의 증가는 기존 시설물 안전점검 방법만으로 대응하기 어렵다. 특히 마감재료의 탈락, 파손, 박리 등의 문제는 안전점검 프로세스에서 제외될 뿐 아니라 선 소비자의 신고, 후 대응의 방식을 취한다. 클라이언트(건물주)의 관점에서 천문학적으로 증가할 수 있는 비용을 감소시키기 위한 방법으로 딥러닝 기반의 크랙 분류 방법을 제안한다. 마감재료의 이미지 데이터셋을 확보하고 이를 바탕으로 딥러닝 정확도를 향상시킬 수 있는 방법을 찾는다. 데이터셋의 종류뿐 아니라 딥러닝 알고리즘 내에서 학습 주기, 데이터셋 개수, 검증 단계의 수와 같은 변수들을 조정해가는 과정을 통해 크랙여부를 명확하게 판단할 수 있게 한다.

키워드: 유지관리(Maintenance), 딥러닝(Deep-learning), CNN (Convolution Neural Network), 마감재(Finishing Materials), 테스트베드(Testbed)

## 1. 연구배경

노후 건축물의 유지관리 및 리모델링에 대한 문제가 사회적 이슈로 떠오르고 있다(Kim 2016). 특히 내부공간에서 발생하고 있는 소비자피해 중에 하자보수를 미이행하였거나 지연되는 경우가 큰 비율을 차지한다(Table 1, Heo 2018). 소비자피해는 건축주(유지관리 단계의 클라이언트)의 관점에서 지속적인 비용발생과 연결된다. 소비자피해는 소규모 사고뿐만 아니라 대형사고, 인명피해로 이어질 수 있고 이는 천문학적 규모의 비용발생을 의미한다. 따라서 내부공간의 소비자피해는 사건·사고의 발생 이전에 해결되는 것이 중요하다.

이미지 처리 기술을 활용하여 콘크리트와 강철 표면의 균열과 같이 구조적인 결함에 대응하고 있다. 그러나 소비자 피해신고, 민원과 관련하여 발생하는 마감재의 균열은 안전점검의 대상에서 제외된다(Pyo 2019). 또한 시설물의 안전 및 유지관리에 관한 특별법(법률 제 16497호, 2019. 8. 20 일부개정, 시행 2020. 2. 21)에 의하면 다음과 같다. 건물의 특정 부분에서 구조적인 결함을 발견했다고 가정하자. 구조적 결함의 판정과 하자보수까지 3 ~ 4개월이 소요된다. 최근 3종 건축물의 안전사고가 증가함에 따라 대다수의 사람들이 현행 법령과 규칙에 대한 변화가 필요함을 공감하고 있다(Shin 2019, Pyo 2019). 그러나 현행 법령은 건축물의 안전점검의 측면에서 소비자 개개인 관점의 피해보다는 구조적인 문제의 파악 및 해결에 초점을 맞추고 있다. 예를 들어 타일의 균열, 파괴, 탈락으로 인한 피해는 안전사고와 직결되나 민원접수를 통해 하자보수를 하는 방식으로 진행된다.



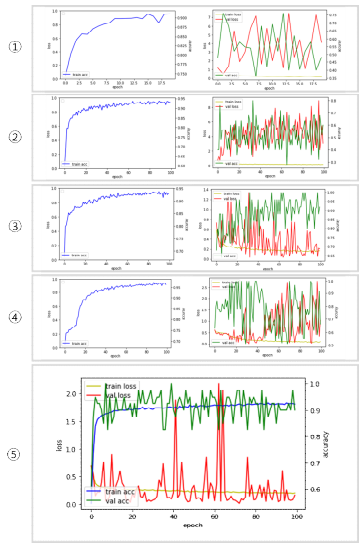

[그림 1] 연구 프레임워크(왼쪽)와 VGG16 활용방법(오른쪽)

## 2. 연구의 목적과 범위

본 논문의 목적은 딥러닝 기반의 스마트 시설물 유지관리 방법을 제안하는 것이다. 시설물 유지관리 항목 중에서 실내 마감재 균열을 정확하게 분류하는 일련의 과정을 구현하고 실무자들에게 가이드라인을 제공하기 위함이다. 딥러닝과 관련된 레이어와 데이터셋에 변화를 주고 균열예측의 정확도를 향상시키는 것이다.

현 안전 점검방법을 통해 실내 마감재의 균열을 파악하는 데에는 크게 3 가지 문제가 있다. 첫째, 안전점검 단계에서 실내마감재의 균열은 제외대상이다. 둘째, 안전상의 문제로 인해 기록된다 하더라도 균열에 관한 구조, 안전상의 문제를 판단하는 과정에서 점검자의 시야와 전문적인 경험에 의존한다. 셋째, 점검자에 의해 작성된 내용들은 문서로 남는데, 이 문서는 스케치나 수기에 의한 기록물로 남는다. 이 기록은 정보를 수용하는 관점을 고려한 것이 아니기 때문에 정보의 해석, 편집을 요구한다. 본 연구에서 CNN(Convolution Neural Network) 중에서 VGG16의 간소화된 형태가 활용된다. 연구 프레임워크는 다음과 같다(그림 1).

## 3. 수행내용




[그림 2] 딥러닝 결과

1차 실험(그림 2, ①)에서 학습량은 증가하였음에도 불구하고 여전히 정확도와 검증 정확도에 차이가 있었다. 학습 구조(그림 1, Model A) 자체의 특성과 사례 이미지의 다양성(도로/교량/벽체의 콘크리트가 모두 포함되어 있음)으로부터 기인된 것으로 판단하였다. 이에 따라 데이터셋을 동일한 재료로 통일하였다. 2, 3차 실험(②, ③, ④)에서 추가적으로 학습관련 변수를 조정하였음에도 불구하고 정확도와 검증 정확도의 차이가 여전히 해결되지 않았다. 이미지 내의 그림자가 드리워진 부분이나 균열의 판단에 영향을 미칠만한 이미지 모서리의 상태를 점검하였다. 5차 실험(⑤)에서 학습구조(그림 1, Model B)가 보완되었다. 5차 실험 과정에서 정확도, 검증 정확도도 유사하게 도출되었을 뿐 아니라 학습 데이터셋 외의 이미지도 올바르게 분류하는 것을 확인하였다.

## 3. 결론

본 논문에서 신속하게 실내 마감재의 균열을 점검할 수 있도록 하기 위해 딥러닝 기반 크랙 분류방법을 제안하였다. 딥러닝 방법 중에서 상대적으로 구조가 간단하나 정확도가 높게 도출될 수 있는 VGG16 알고리즘을 참고하였다.

본 논문의 연구수행 내용을 통해 딥러닝 알고리즘 내의 레이어와 데이터셋의 변화에 따라 예측도가 개선될 수 있음이 검증되었다. VGG16은 IT업계 외의 비전문가들도 딥러닝에 대해 쉽게 접근할 수 있고 신속한 검증 정확도를 달성할 수 있게 한다.

이 균열 분류 방식은 현재의 점검 프로세스와 비교하였을 때에 시간, 인력, 경제성 측면에서 효율성을 달성할 수 있게 한다. 현재의 안전점검과 진단방식을 통해 보면, 전문가의 진단이 나오지 않는 이상 균열의 보수/보강은 진행되지 않는다. 즉, 구조적인 문제와 직결되지 않는 마감재의 균열은 간과될 수 있다. 본 논문에서 수행한 딥러닝 기반의 크랙 분류는 비전문가에 의해 수행될 수 있다. 단, 시선이 닿지 않거나 접근이 어려운 곳에 대한 점검도 가능할 것인데, 이를 위해서 이미지를 촬영할 소형 카메라나 무인 촬영 장비가 준비되어야 할 것이다.

Acknowledgements

본 연구는 국토교통부 도시건축 연구개발사업의 연구비지원(20AUDP-B127891-04)에 의해 수행 되었습니다.

## 참고문헌

[1] Kim, H. J., Chun, W. Y. and Ko, T. Y. (2016), Development of safety diagnosis and smart remote response system based on real-time disaster prediction considering old buildings, Infrastructure R&D report, Kyungbook Univ., Dec. 2016

[2] Pyo. T. J. and Ryu, J. M. (2019), Accident about the collapse of the outer wall, https://news.chosun.com/site/data/html_dir/2019/05/23/2019052300252.html, cited in 2019. 5. 23

[3] Shin, G. (2019), Exterior materials with no maintenance standards ... Management blind spot (in Korean), KBS news, http://mn.kbs.co.kr/news/view.do?ncd=4206706, cited in 2019. 5.23