Journal of the Society of Cultural Heritage Disaster Prevention
ISSN : 2508-2825
Vol. 8, No. 3, pp. 197-210, December 2023

ARTICLE

환경별 통합에 따른 EfficientNet 기반 안국동 별궁 지붕부 기울음 예측 실험 및 분석

이상윤* · 안정서**

Experiment and Analysis of Tilt Prediction for Anguk-dong Byeolgung Roof based on EfficientNet according to Integration by Environment

Lee, Sang-Yun* · An, Jeongseo**

요 지

목조문화재는 나무의 재료의 특성상 노후화가 진행되어 다양한 변위가 발생하기도 하며, 집중호우와 같은 자연재해로 인해 문화재에 변위가 나타나기도 한다. 변위들을 정확히 파악하고 예상되는 문제에 대한 예방책을 강구하기 위해서는 정기적인 모니터링이 요구된다. 하지만 정기적인 모니터링은 시간적, 비용적 측면에서 한계가 존재하기 때문에 딥러닝을 활용한 모니터링 방식이 필요하다. 본 연구에서는 CCTV 영상 데이터를 활용하여 맑음, 흐림, 구름, 눈, 비 환경에 대한 데이터셋을 구축한 후 EfficientNetB0 모델로 실험을 진행했다. 실험 결과 모든 환경이 동일한 변형과 다양한 변형에서 99.68% 이상의 예측 정확도를 보여주었다. 모델 성능 검증 결과를 통해 환경을 통합할 때 높은 예측 정확도를 보여줄 수 있는 조합을 분석하였다. 이를 바탕으로 2가지 환경에 대한 통합 데이터셋을 구축해 2가지 환경통합 실험을 한 결과, 모든 환경에서 동일한 변형과 다양한 변형이 99.84% 이상의 높은 예측 정확도를 보여주었다. 생성한 모델마다 학습에 사용하지 않은 14개의 데이터셋으로 모델 성능 검증을 통해 최적의 지붕부 기울음 예측 모델을 제안한다.

핵심용어: 목조 문화재, 모니터링, 딥러닝, 인공지능, 안국동 별궁

Abstract

Wooden cultural heritages can be deteriorated due to the aged materials or natural disasters such as localized heavy rains. Regular monitoring is necessary to accurately identify displacements and take precautions against anticipated problems. However, regular monitoring has limitations in terms of time and cost. So, If Deep Learning technology is used when displacement occurs, it will be a great help to the conservation of cultural heritages. In this study, we constructed data for each environment using CCTV data. Then, we confirmed whether it is possible to predict the tilt of the roof using

* **교신저자**, 정회원, 한국전자통신연구원 디지털융합연구소 과학치안공공ICT연구센터 책임연구원(E-mail: syllee@etri.re.kr)
Corresponding Author, Member, Principal Researcher, Police Science & Public Safety ICT Research Center, Digital Convergence Research Laboratory, Electronics and Telecommunications Research Institute
** 공주대학교 문화재보존과학과 학사과정 3학년(E-mail: 202101010@kongju.ac.kr)
BS, Cultural Heritage Conservation Science Kongju University

Received | September 8, 2023 Revised | October 26, 2023 Accepted | November 27, 2023

© 2023 Society of Cultural Heritage Disaster Prevention All rights reserved.
This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

EfficientNetB0 model. As a result of experiment, it showed prediction accuracy of 99.68% or higher in all environments such as clear, overcast, cloud, snow, and rain. Based on the results of the model verification, we analyzed the combinations that demonstrate high predictive accuracy when integrating environments. Integrated datasets were constructed for both environments, and experiments were conducted, showing high prediction accuracy of over 99.84% for both the same and different variations in all environments. We propose optimal prediction models for tilt of roof validating their performance on 14 datasets that were not used to train the respective models.

Keywords: Wooden cultural heritages, Monitoring, Deep learning, Artificial intelligence, Anguk-dong byeolgung

1. 서 론

문화재는 한번 손상되면 원래의 상태로 돌아가는 것이 어려우므로 현재의 상태를 최대한 보존하는 것이 중요하다. 목조문화재는 나무를 기본 재료로 하여 만들어진 문화재이다. 나무의 재료의 특성상 노후화가 진행되어 처짐, 침하, 기울음과 같은 다양한 변위가 발생하기도 하며, 지진, 집중호우와 같은 자연재해로 인해 문화재에 변위가 나타나기도 한다. 경주에서 발생한 9.12 지진과 포항에서 발생한 11.22 지진으로 인해 목조문화재는 주로 기와 탈락, 미장 벽체의 부분적인 들뜸이나 균열, 당골막 탈락 등 대부분 현장에서 즉시 보수가 가능한 정도의 피해가 발생했으며, 지진이 발생한 진앙지와 인접한 지역에서는 기둥 하부의 뒤틀림으로 인한 구조적 변형이 발생하기도 하였다(Kim et al., 2021).

발생하는 변위들을 정확히 파악하고 예상되는 문제에 대한 예방책을 강구하기 위해서는 정기적인 모니터링이 필요하다. 하지만 정기적인 모니터링은 시간적, 비용적 측면에서 한계가 존재하기 때문에 딥러닝을 활용하여 문화재의 위험 사항을 막기 위한 다양한 연구가 진행되고 있다(Choi et al., 2021; Kang et al., 2021; Lee and Park, 2022; Park and Lee, 2022; An and Lee, 2023). Kang et al.(2021)은 목조문화재의 크랙을 검출하는 딥러닝 모델을 제시하여 목조문화재의 크랙 검출에 적합함을 보여주었으며, Lee and Park(2022)은 목조문화재 지붕부의 기울음 변위량을 감지하기 위한 앙상블 기반 딥러닝 모델을 제시하여 앙상블 기법을 사용한 모델이 앙상블 기법을 사용하지 않은 모델보다 더 좋은 성능을 나타냄을 보여주었다.

본 논문에서는 첫째, 시행되고 있는 문화재 모니터링 현황에 대해 검토한다. 둘째, 변화하는 시대의 흐름에 따른 문화재 모니터링 방식 변화 필요성에 대해 분석한다. 셋째, 다양한 날씨 및 주야 등 환경별 통합에 따른 EfficientNet(Tan and Quoc, 2019) 기반 안국동 별궁 지붕부 기울음 예측 실험 결과를 제시하고 분석을 통해 최적의 기울음 예측 모델을 제안한다.

2. 문화재 모니터링 동향 분석

2.1 문화재 모니터링

문화재 모니터링이란 문화재의 상태를 정기적 또는 지속적으로 조사 및 관찰하여 보존관리 현황에 대한 변화 추이를 이해하도록 기록화하는 것을 말한다. 문화재나 주변 지역의 위험을 예측하며 해당 문화재의 원형을 최대한 유지하고 특정한 역할을 잘할 수 있도록 상황에 따라 적절한 조치가 수반되어야 한다. 문화재를 대상으로 한 정기조사, 상시적 예방관리 등을 문화재보호법에서 확인할 수 있다. 「문화재보호법」 제44조에 따라 정기조사를 실시한다. 정기조사는 3년 또는 5년마다 실시하며, 문화재 주변시설, 소방, 방법, 전기, 가스, 그리고 문화재 변경기록 활용상태 등을 점검한다. 국가와 지방자치단체는 「문화재보호법」 제80조3에 근거하여 문화재 보존을 위한 상시적 예방관리 사업을 실시할 수 있으며, 상시적 예방관리 사업은 문화재 돌봄 사업으로 수행된다. 문화재 돌봄 사업은 모니터링, 일상관리, 경미수리로 구분되며 각 업무별 활동 범위가 다르게 나타난다. 모니터링 활동은 전문·정기·긴급 모니터링으로 구분된다. 전문모니터링은 전문 인력이 계측기를 이용해 구조변위·생물피해·풍화 등 문화재 훼손 요인을 과학적으로 예측, 감지, 보고하는 활동이다. 문화재의 원형

보존 및 관리를 위한 기초자료 구축을 목적으로 한다. 정기모니터링은 문화재의 보존, 관리를 위해 잠재적 위험요소나 장애요인 등의 예방 또는 개선을 목적으로 행하는 조사 활동이다. 일상관리 및 경미수리 작업계획을 수립하는 데 중요한 기초자료를 구축하는 목적으로 한다. 긴급모니터링은 자연적, 인위적 재난 전·후 안전점검과 긴급대응(복구) 활동을 하기 위한 현장 모니터링이다. 재난 전(예방과 대비)·중(대응)·후(복구)의 종합적인 대책을 수립하는 데 중요한 기초자료로 활용한다(Cultural Heritage Administration, 2022).

Table 1. Scope and content of monitoring activity

활동 범위	활동 내용
전문모니터링	(목조) 전문장비(계측기 등)를 활용하여 균열·기울음·처짐 피해 등 변위를 측정 보고 (석조) 전문장비(계측기 등)를 활용 박리, 박락, 균열 등 측정 보고 (생물피해) 전문장비(계측기 등)를 활용하여 가해충(흰개미 등)의 서식현황 및 문화재 안전성을 측정 보고, 문화재 일원 소나무재선충병 감염 여부 측정 보고
정기모니터링	경미수리를 목적으로 대상문화재 전체를 모니터링(모니터링 보고서 첨부)
긴급모니터링	태풍, 폭우, 폭설, 산사태, 화재 등 자연·인위적 긴급 재해 시 피해조사

문화재재난안전관리 기초 교재, 문화재청(2022).

「국보·보물 건조물 문화재의 보존·관리 규정[문화재청 훈령 제585호]」 제20조에 따라 중점관리대상 문화재 모니터링을 실시한다. 중점관리대상 문화재 모니터링은 그 가치와 희소성에 따른 중요성을 고려하여 육안 검사 외에도 다양한 측정기기를 사용하여 진행한다. 3차원 스캐너, 광파기, 목재 드릴·피드저항측정기(IML-RESI PD400), 수분측정기(Protimeter MMS2), 초음파측정기(Pundit PL200) 등으로 변위, 단면저항도, 함수율, 표면압축강도 등 해당 문화재의 안전 점검에 필요한 측정을 실시하여, 성능조사, 변위조사, 균열조사, 비파괴강도조사, 함수율 측정, 목재단면성능조사, 지하수위 측정 등의 지질· 지반조사, 경사계 및 지하수위계를 이용한 구조거동조사, 가속도계를 이용한 진동조사 등 필요하다고 판단되는 부분에 대한 상세 점검을 시행하고 있다(Kim, 2020).

2.2 4차 산업혁명 시대에 따른 문화재 모니터링 방식의 변화 필요성

2016년 경주지역을 중심으로 발생한 9.12 지진과 2017년 포항지역을 중심으로 발생한 11.12 지진은 문화재 재난에 관한 관심을 높이는 계기가 되었다. 2018년 이후에는 정보통신(ICT) 등 4차 산업의 영향을 받아, 문화재 방재 분야에서도 첨단 센서와 인공지능, 빅데이터, 드론 등이 사용되기 시작했다(Jo, 2019). 2020년 문화재청이 발표한 제1차 문화유산 보존·관리 및 활용 연구개발 기본계획에 따르면 문화재청은 2025년까지 IoT, 빅데이터, 딥러닝 등 4차 산업혁명 기술을 활용한 문화유산 SMART 방재 환경을 조성하겠다고 밝혔다(Cultural Heritage Administration, 2020).

사물인터넷(IOT), 정보통신(ICT), 센서, 인공지능, 딥러닝 등을 요소로 하는 4차 산업혁명의 기술들은 연결과 융합을 통하여 문화재 모니터링에 활용될 수 있다. 일반적으로 CCTV는 화재 예방 및 관람객 안전을 위해 설치되지만, CCTV를 통해 각종 진동과 습도, 온도, 풍향, 풍속, 물체의 접근 미생물 감지, 균열 등을 감지하여 빅데이터화 할 수 있다. 감지된 데이터들은 사물인터넷(IOT), 정보통신(ICT) 등을 통한 연결을 통하여 알고리즘으로 지능화된 인공지능 시스템이 스스로 판단하여 문화재의 위험 사항을 예측하고 나아가 환경·기후변화에 대한 대비책으로도 활용될 수 있다(Moon, 2018).

3. 안국동 별궁 지붕부 기울음 예측 실험

3.1 실험 대상

안국동 별궁은 고종 17년(1880년)에 왕궁의 가례(嘉禮)를 거행하기 위해 지어진 별궁이다. 가례란 왕실의 큰 경사를 뜻

하는 말로서, 왕실의 혼례나 책봉 등의 의식 예법을 말한다. 안국동 별궁은 순종의 가례 장소로 사용되었으며 경연당, 현광루, 정화당, 정상루 등으로 이루어져 있었다. 안국동 별궁은 1936년 민간에 매각되어 1937년 안국동 별궁 자리에 휘문보통학교가 들어서게 된다. 1944년에는 '풍문학교'로, 1945년에는 '풍문여자고등학교'로 학교 명칭이 바뀌었으며 안국동 별궁을 특별실로 사용했다. 1965년 경연당과 현광루는 당시 서삼릉과 가까운 고양시 한양컨트리클럽 골프장 부지(경기도 고양시 덕양구 산 38-23), 정화당은 현 메리츠화재 연수원(서울특별시 강북구 우이동 92)으로 이전되었다. 경연당과 현광루는 한양컨트리클럽의 개발로부터 건물의 보존을 위해 2006년 해체 이전이 결정되어 현재는 충청남도 부여군 한국전통문화대학교에 위치해 있다(Cultural Heritage Administration, 2009). 현광루는 장주형 초석 위에 누각 건물이 자리하고 있어 통풍이 잘되는 구조로 되어 있으며, 팔작지붕과 다포 형태을 통해 조선 후기 건축양식을 확인할 수 있다. 또한 석재, 목재, 창호지 등 여러 재질로 구성되어 있어 재질별 문화재의 손상유형을 파악할 수 있다. 안국동 별궁은 조선 후기를 대표하는 왕실 건축물 중 하나로서 조선 후기 궁중 건축양식을 잘 보여주며, 이전복원이 될 만큼 중요한 가치를 지녔기 때문에 실험대상으로 선정했다.

Fig. 1. Anguk-dong byeolgung (1960 on the left, 2022 on the right)

3.2 실험 방법

데이터 구축 과정은 Fig. 2와 같다. 먼저 구축된 CCTV 영상 데이터를 대상으로 '케이웨더'와 '기상청 기상자료개방포털'에서 안국동 별궁이 위치한 부여군의 과거 날씨를 파악한다. 이를 기반으로 녹화 파일을 AVI 영상 포맷으로 변환한다. 압축방식은 MPEG-4 part 2 Microsoft variant version 3으로 설정하였고 영상의 해상도는 1920 × 1080, 비트레이트는 8000 kbps, 키프레임 간격은 60 Frams로 설정하였다. 변환이 완료된 AVI 영상을 JPG 이미지로 분할한다. 데이터가 많은 '맑음, 흐림, 비'는 20초, 데이터가 적은 '구름, 눈'은 3초로 이미지를 분할했다. 분할을 통해 생성한 JPG 이미지는 정상 이미지와 포토샵 액션 기능을 활용하여 비정상 이미지로 만들었다.

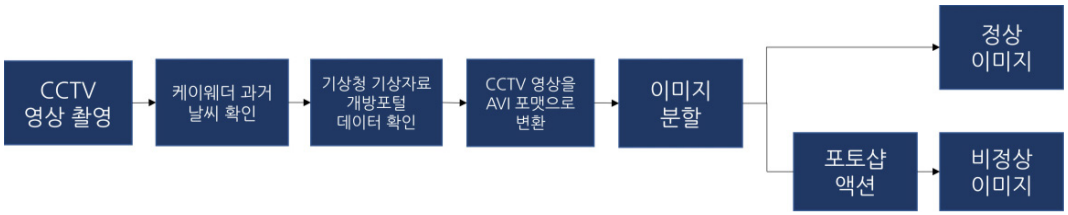

Fig. 2. Data building process

3.2.1 환경별 데이터 구축

환경별 데이터 구축을 위해 2021년 12월 31일부터 2022년 8월 30일까지 총 242일 동안의 안국동 별궁 실외 CCTV 영상 데이터를 축적했다. 환경별 데이터를 선정하기 위해 케이웨더에서 부여군의 과거 날씨를 나타내는 아이콘(맑음, 흐림,

눈, 비, 구름 조금 등)을 파악한 후, 기상청 기상자료개방포털에서 시간대별 날씨 데이터(전운량, 적설량, 강수량 등)를 확인하였다. Fig. 4는 환경별로 구축한 영상 데이터이다.

Fig. 3. Select data by environment (kweather on the left, Korea Meteorological Administration (KMA) on the right)

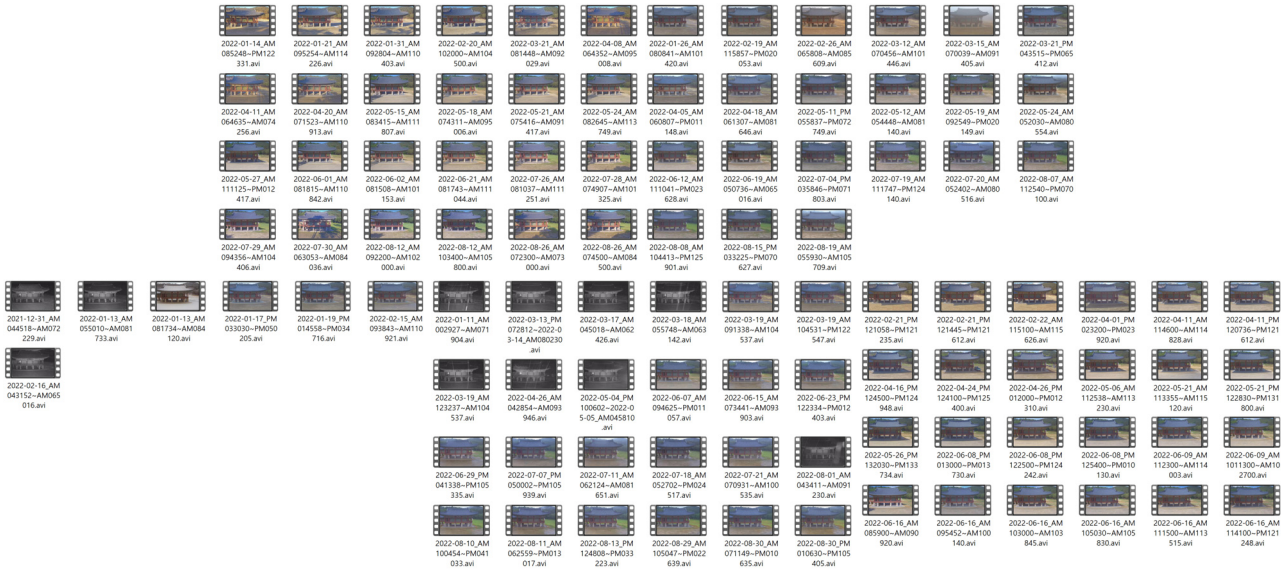

Fig. 4. AVI data by environment

3.2.2 가상데이터 생성

실험을 하기 위해서는 인위적인 변위를 가해 비정상 이미지를 만들어야 한다. 안국동 별궁의 지붕부 기울음을 표현하기 위해 포토샵 액션 기능을 활용해 비정상 이미지를 생성했다. 실험은 동일한 변형과 다양한 변형으로 나누어 진행했다. 동일한 변형의 경우 1가지 변위 시나리오를 구성하여 정상 이미지의 지붕부가 약간 기울게 하는 형태로 비정상 이미지를 생성하였다. 다양한 변형의 경우 동일한 변형에서 생성했던 비정상 이미지를 20% 유지하고, 4가지 변위 시나리오를 추가하여 정상 이미지의 지붕부가 다양하게 기우는 형태로 비정상 이미지를 생성하였다(Table 2).

Table 2. Normal and abnormal Images

환경	정상 이미지	비정상 이미지				
		동일한 변형	다양한 변형			
맑음						
흐림						
구름						
눈						
비						

3.2.3 데이터셋 구성

분할을 통해 생성한 JPG 이미지로 구성된 정상 데이터 5,000개와 정상 데이터를 사용하여 생성한 비정상 데이터 5,000개로 데이터셋을 구성하였다. 야간에 촬영한 것은 날씨에 큰 영향을 받지 않으므로 주간에 촬영한 맑음, 흐림, 구름, 눈, 비의 환경에 따른 5개의 데이터셋을 생성하였다. 훈련셋, 검증셋, 테스트셋에 각각 5,000장, 2,500장, 2,500장의 사진을 분배했으며, 정상과 비정상의 비율은 5:5로 했다(Table 3).

3.2.4 학습 모델 : EfficientNet

Table 3. Dataset configuration

데이터셋	Train		Validation		Test	
	정상	비정상	정상	비정상	정상	비정상
ENV-01 (맑음)	2500	2500	1250	1250	1250	1250
ENV-02 (흐림)	2500	2500	1250	1250	1250	1250
ENV-03 (구름)	2500	2500	1250	1250	1250	1250
ENV-04 (눈)	2500	2500	1250	1250	1250	1250
ENV-05 (비)	2500	2500	1250	1250	1250	1250

EfficientnNet(Fig. 5)은 이미지 분류 작업에서 적은 파라미터 개수로 효율적인 성능을 나타내는 모델로, Kang and Lee(2023)에서 목조문화재 지붕부의 기울음을 예측하는데 EfficientNetB0 모델이 평균 정확도 99.69%를 보여 다른 모델에 비해 성능의 우수함이 입증되었다. 따라서, 본 논문에서는 EfficientNetB0 모델로 학습하였으며 실험을 통해 안국동 별궁에서도 우수한 예측 결과를 보였음을 증명하였다. 모델의 성능을 높이기 위해서는 넓이 스케일링, 깊이 스케일링, 해상도 스케일링 3가지 방법이 있다. 넓이 스케일링은 채널의 개수를, 깊이 스케일링은 레이어의 개수를, 해상도 스케일링은

입력 이미지의 해상도를 높여 모델의 성능을 높인다. EfficientNet은 넓이, 깊이, 해상도가 서로 독립적이지 않다는 사실에 기반을 두어 3개의 요소를 조화롭게 증가시켜 이미지의 중요 특징을 정확하게 파악하여, 혼합 스케일링으로 모델의 성능을 높였다. EfficientNet 뒤에 붙은 숫자는 모델의 크기를 의미한다(Tan and Quoc, 2019).

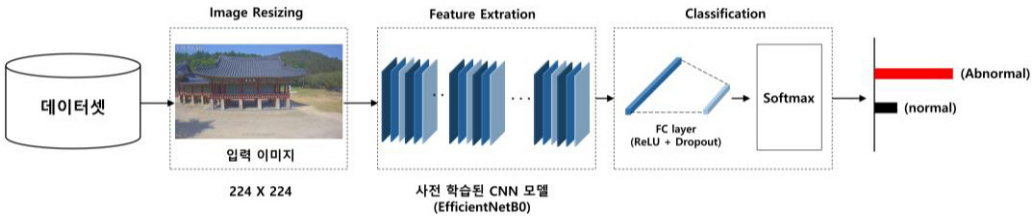

Fig. 5. Deep learning model architecture

3.2.5 학습 및 파라미터 설정

Table 4는 실험 시 설정한 EfficientNetB0 모델의 매개변수를 나타낸 것이며 옵티마이저는 SGD Momentum을 채택하였다. 이는 기존의 SGD가 가지고 있던 문제점인 진동이 심한 점, 느린 학습 속도 등을 관성의 개념으로 해결한 알고리즘이다. 학습률 파라미터는 0.05로 Momentum은 0.9로, Batch size는 8로 Epoch는 15로 설정하였다. Fig. 6은 맑음 환경에 대한 다양한 변형의 정확도, 손실 그래프이다.

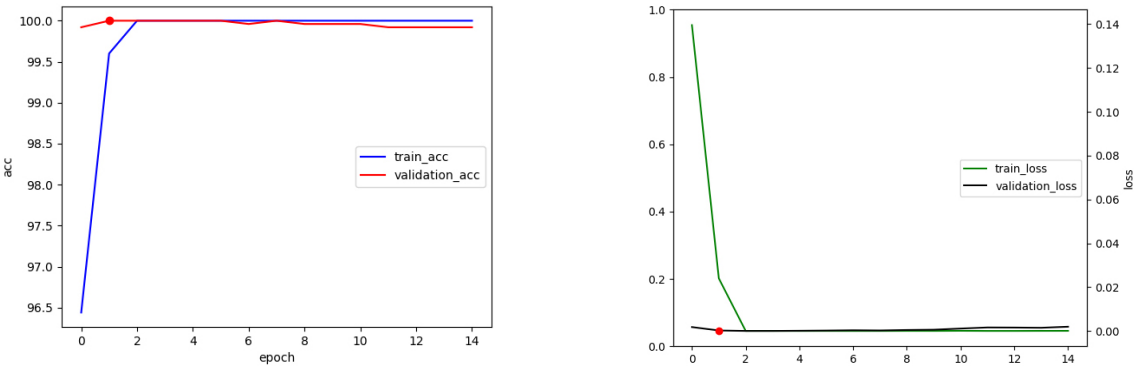

Fig. 6. Clear various variations graph (accuracy graph on the left, loss graph on the right)

Table 4. Model parameters

Model	Image Input size	Optimizer	Batch Size	Epochs
EfficientNetB0	224	SGD (Learning rate = 0.05, Momentum = 0.9)	8	15

3.3 실험 결과

실험 결과 맑음, 흐림, 구름, 눈, 비 모든 환경에서 동일한 변형과 다양한 변형의 정확도는 99.68% 이상의 예측 정확도를 보여주었다. 흐림/주간 환경과 구름/주간 환경에서는 동일한 변형과 다양한 변형 모두 100.0%의 가장 높은 예측 정확도를 보여주었다(Table 5).

Table 5. Experimental results by environment

데이터셋	변형	이미지당 소요 시간	테스트 총 소요 시간	정상 데이터 예측 정확도	비정상 데이터 예측 정확도	전체 정확도
ENV-01 (맑음)	동일	0.034 s	85.133 s	99.68%	100.0%	**99.84%**
	다양	0.034 s	91.581 s	100.0%	100.0%	**100.0%**
ENV-02 (흐림)	동일	0.032 s	79.774 s	100.0%	100.0%	**100.0%**
	다양	0.032 s	80.03 s	100.0%	100.0%	**100.0%**
ENV-03 (구름)	동일	0.033 s	82.589 s	100.0%	100.0%	**100.0%**
	다양	0.036 s	90.157 s	100.0%	100.0%	**100.0%**
ENV-04 (눈)	동일	0.033 s	81.526 s	100.0%	99.92%	**99.96%**
	다양	0.033 s	83.213 s	100.0%	100.0%	**100.0%**
ENV-05 (비)	동일	0.032 s	80.79 s	100.0%	99.92%	**99.96%**
	다양	0.03 s	74.862 s	100.0%	99.84%	**99.92%**

3.4 모델 성능 검증 및 분석

특정 환경에서 학습하여 생성된 모델들이 다른 환경에 대해서는 얼마나 예측 정확도가 높은지 파악하기 위해 동일한 변형에서 생성된 5개의 모델과 다양한 변형에서 생성된 5개의 모델들을 대상으로 다른 환경에 적용해 모델 성능을 검증했다. 각각의 모델마다 학습에 사용되지 않은 4개의 환경에 대해 예측 정확도를 측정해 보았다. 검증 결과 비, 눈 환경에서 생성된 모델이 다른 환경에서 생성된 모델보다 높은 예측 정확도를 보여주는 것을 확인할 수 있다(Table 6).

Table 6. Model validation accuracy

학습 모델 환경	모델 검증 전체 정확도				
맑음	데이터셋 / 변형	ENV-02 (흐림)	ENV-03 (구름)	ENV-04 (눈)	ENV-05 (비)
	동일	**99.52%**	**100.0%**	84.48%	79.20%
	다양	**97.64%**	**100.0%**	72.04%	77.28%
흐림	데이터셋 / 변형	ENV-01 (맑음)	ENV-03 (구름)	ENV-04 (눈)	ENV-05 (비)
	동일	79.80%	**100.0%**	94.00%	79.60%
	다양	85.40%	100.0%	95.12%	79.68%
구름	데이터셋 / 변형	ENV-01 (맑음)	ENV-02 (흐림)	ENV-04 (눈)	ENV-05 (비)
	동일	92.28%	**97.44%**	72.72%	77.40%
	다양	**96.40%**	92.16%	77.32%	72.16%
눈	데이터셋 / 변형	ENV-01 (맑음)	ENV-02 (흐림)	ENV-03 (구름)	ENV-05 (비)
	동일	**98.72%**	**99.92%**	**100.0%**	**96.68%**
	다양	90.04%	95.88%	91.44%	92.88%
비	데이터셋 / 변형	ENV-01 (맑음)	ENV-02 (흐림)	ENV-03 (구름)	ENV-04 (눈)
	동일	85.56%	**100.0%**	**96.16%**	**100.0%**
	다양	**98.44%**	**100.0%**	**99.68%**	**99.64%**

4. 환경 통합 실험

4.1 데이터셋 구성

ENV-01~ENV-05을 이용하여 2가지 환경에 대한 맑음/구름, 눈/비, 흐림/구름, 흐림/눈, 맑음/흐림, 맑음/눈, 흐림/비, 구름/비, 맑음/비, 구름/눈 10개의 통합 데이터셋을 생성했다. 데이터셋의 환경에 대한 비율은 5:5로 구성했다. 훈련셋, 검증셋, 테스트셋에 각각 5,000장, 2,500장, 2,500장의 사진을 분배했으며, 정상과 비정상의 비율은 5:5로 했다(Table 7).

Table 7. Dataset configuration (2 environments integration)

데이터셋	Train		Validation		Test	
	정상	비정상	정상	비정상	정상	비정상
ENV-06 (맑음/구름)	2500	2500	1250	1250	1250	1250
ENV-07 (눈/비)	2500	2500	1250	1250	1250	1250
ENV-08 (흐림/구름)	2500	2500	1250	1250	1250	1250
ENV-09 (흐림/눈)	2500	2500	1250	1250	1250	1250
ENV-10 (맑음/흐림)	2500	2500	1250	1250	1250	1250
ENV-11 (맑음/눈)	2500	2500	1250	1250	1250	1250
ENV-12 (흐림/비)	2500	2500	1250	1250	1250	1250
ENV-13 (구름/비)	2500	2500	1250	1250	1250	1250
ENV-14 (맑음/비)	2500	2500	1250	1250	1250	1250
ENV-15 (구름/눈)	2500	2500	1250	1250	1250	1250

4.2 통합 실험 결과

맑음/구름, 눈/비, 흐림/구름, 흐림/눈, 맑음/흐림, 맑음/눈, 흐림/비, 구름/비, 맑음/비, 구름/눈 모든 환경이 동일한 변형과 다양한 변형에서 99.84% 이상의 높은 예측 정확도를 나타냄을 확인할 수 있다(Table 8).

Table 8. Experimental results of Integrated environments

데이터셋	변형	이미지당 소요 시간	학습 총 소요 시간	정상 데이터 예측 정확도	비정상 데이터 예측 정확도	전체 정확도
ENV-06 (맑음/구름)	동일	0.036 s	44 m 3 s	100.0%	100.0%	**100.0%**
	다양	0.037 s	43 m 5 s	100.0%	100.0%	**100.0%**
ENV-07 (눈/비)	동일	0.034 s	42 m 31 s	100.0%	100.0%	**100.0%**
	다양	0.032 s	44 m 30 s	100.0%	100.0%	**100.0%**
ENV-08 (흐림/구름)	동일	0.034 s	43 m 39 s	100.0%	100.0%	**100.0%**
	다양	0.037 s	41 m 43 s	100.0%	100.0%	**100.0%**

Table 8. Experimental results of Integrated environments (continued)

데이터셋	변형	이미지당 소요 시간	학습 총 소요 시간	정상 데이터 예측 정확도	비정상 데이터 예측 정확도	전체 정확도
ENV-09 (흐림/눈)	동일	0.034 s	44 m 34 s	100.0%	100.0%	**100.0%**
	다양	0.035 s	41 m 12 s	99.84%	100.0%	**99.92%**
ENV-10 (맑음/흐림)	동일	0.035 s	44 m 31 s	100.0%	100.0%	**100.0%**
	다양	0.035 s	41 m 15 s	100.0%	100.0%	**100.0%**
ENV-11 (맑음/눈)	동일	0.036 s	41 m 11 s	100.0%	100.0%	**100.0%**
	다양	0.034 s	41 m 51 s	99.92%	100.0%	**99.96%**
ENV-12 (흐림/비)	동일	0.034 s	41 m 15 s	100.0%	100.0%	**100.0%**
	다양	0.035 s	41 m 13 s	100.0%	100.0%	**100.0%**
ENV-13 (구름/비)	동일	0.035 s	43 m 27 s	100.0%	100.0%	**100.0%**
	다양	0.038 s	41 m 21 s	100.0%	100.0%	**100.0%**
ENV-14 (맑음/비)	동일	0.034 s	43 m 54 s	100.0%	99.92%	**99.96%**
	다양	0.034 s	41 m 30 s	100.0%	100.0%	**100.0%**
ENV-15 (구름/눈)	동일	0.035 s	42 m 26 s	100.0%	100.0%	**100.0%**
	다양	0.034 s	41 m 16 s	100.0%	100.0%	**100.0%**

4.3 모델 성능 검증 및 분석

통합한 환경에서 학습하여 생성된 모델들이 다른 통합 환경에 대해서는 얼마나 높은 예측 정확도를 나타내는지를 파악하기 위해 동일한 변형에서 생성된 10개의 모델과 다양한 변형에서 생성된 10개의 모델을 대상으로 다른 통합 환경에 적용해 모델 성능을 검증했다. 이전에 생성한 ENV-01~ENV-05를 포함하여 각각의 모델마다 환경을 통합할 때 학습에 사용하지 않은 14개의 환경에 대해 예측 정확도를 측정했다. 검증 결과 통합한 환경의 모델은 단일 환경으로 구성된 데이터셋으로 모델의 성능을 검증했을 때 98.16% 이상의 예측 정확도를 나타내는 것을 확인할 수 있다(Table 9).

Table 9. Model validation accuracy for a dataset consisting of a single environment in the learned environment

학습 모델 환경	데이터 셋	변형	정상 데이터 예측 정확도	비정상 데이터 예측 정확도	전체 정확도
맑음/구름	ENV-01 (맑음)	동일	100.0%	100.0%	**100.0%**
		다양	100.0%	100.0%	**100.0%**
	ENV-03 (구름)	동일	100.0%	100.0%	**100.0%**
		다양	100.0%	100.0%	**100.0%**
눈/비	ENV-04 (눈)	동일	100.0%	100.0%	**100.0%**
		다양	100.0%	100.0%	**100.0%**
	ENV-05 (비)	동일	99.92%	99.92%	**99.92%**
		다양	99.92%	99.92%	**99.92%**
흐림/구름	ENV-02 (흐림)	동일	100.0%	100.0%	**100.0%**
		다양	100.0%	100.0%	**100.0%**
	ENV-03 (구름)	동일	100.0%	100.0%	**100.0%**
		다양	100.0%	100.0%	**100.0%**
흐림/눈	ENV-02 (흐림)	동일	100.0%	100.0%	**100.0%**
		다양	100.0%	100.0%	**100.0%**
	ENV-04 (눈)	동일	100.0%	100.0%	**100.0%**
		다양	99.52%	100.0%	**99.76%**

Table 9. Model validation accuracy for a dataset consisting of a single environment in the learned environment (continued)

학습 모델 환경	데이터 셋	변형	정상 데이터 예측 정확도	비정상 데이터 예측 정확도	전체 정확도
맑음/흐림	ENV-01 (맑음)	동일	100.0%	100.0%	**100.0%**
		다양	100.0%	100.0%	**100.0%**
	ENV-02 (흐림)	동일	100.0%	100.0%	**100.0%**
		다양	100.0%	100.0%	**100.0%**
맑음/눈	ENV-01 (맑음)	동일	100.0%	100.0%	**100.0%**
		다양	100.0%	100.0%	**100.0%**
	ENV-04 (눈)	동일	100.0%	100.0%	**100.0%**
		다양	100.0%	100.0%	**100.0%**
흐림/비	ENV-02 (흐림)	동일	100.0%	100.0%	**100.0%**
		다양	100.0%	100.0%	**100.0%**
	ENV-05 (비)	동일	100.0%	100.0%	**100.0%**
		다양	100.0%	98.16%	**99.08%**
구름/비	ENV-03 (구름)	동일	100.0%	100.0%	**100.0%**
		다양	100.0%	100.0%	**100.0%**
	ENV-05 (비)	동일	100.0%	100.0%	**100.0%**
		다양	100.0%	99.84%	**99.92%**
맑음/비	ENV-01 (맑음)	동일	100.0%	100.0%	**100.0%**
		다양	100.0%	99.92%	**99.92%**
	ENV-05 (비)	동일	99.92%	99.84%	**99.88%**
		다양	100.0%	100.0%	**100.0%**
구름/눈	ENV-03 (구름)	동일	100.0%	100.0%	**100.0%**
		다양	100.0%	100.0%	**100.0%**
	ENV-04 (눈)	동일	100.0%	100.0%	**100.0%**
		다양	100.0%	100.0%	**100.0%**

모든 환경에서 99% 이상의 예측 정확도를 나타낸 모델은 동일한 변형에서는 맑음/눈 환경에서 생성된 모델이었으며, 다양한 변형에서는 구름/비 환경에서 생성된 모델이었다. 동일한 변형, 다양한 변형이 모든 환경에서 99% 이상의 예측 정확도를 나타낸 모델은 맑음/비 환경에서 생성된 모델이었다. 이를 통해 맑음과 눈, 구름과 비, 맑음과 비와 같이 비교적 대조적인 환경에서 통합한 모델이 예측 정확도가 높게 나왔음을 확인할 수 있다(Fig. 7).

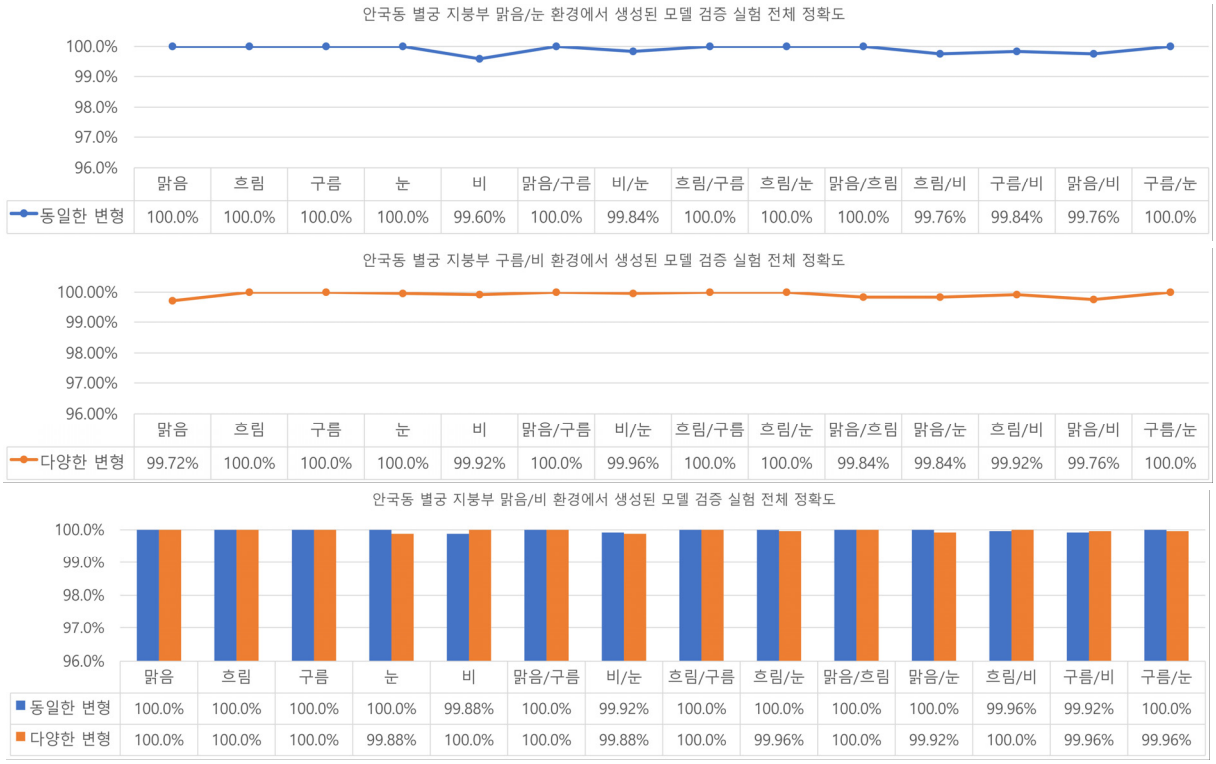

Fig. 7. Best models in both the same and different variations

4.5 Grad CAM을 이용한 기울음 위치 예측

CAM은 딥러닝 프레임워크에서 예측 원인을 파악하는 알고리즘이다. CAM은 GAP(Golbal Average Plooling)의 구조가 필수적이기 때문에 구조를 변경해야 하는 단점이 있다. Grad-CAM은 CAM을 응용한 방법으로 일련의 과정 없이 기존의 모든 CNN 구조에서 사용할 수 있기 때문에 CNN 기본 구조를 변형하지 않고 CAM 이미지를 추출할 수 있다(Selvaraju et al., 2017).

Grad-CAM을 이용하면 딥러닝 과정 중 딥러닝이 어떤 근거로 분류 결정을 내렸는지 시각화해주기 때문에 Grad-CAM을 이용하여 안국동 별궁 지붕부 기울음 위치를 예측할 수 있다. 통합 환경에서 생성한 동일한 변형 10개의 모델과 다양한 변형 10개의 모델에 대해서 안국동 별궁의 지붕부 기울음 위치를 예측해 보았다. 모델 성능 검증 결과 높은 예측 정확도를 보여주었던 맑음/눈, 맑음/비 환경에서 생성한 모델이 다른 통합 환경에서 생성된 모델보다 안국동 별궁 지붕부의 기울음 위치를 잘 찾아내는 것을 확인할 수 있다(Fig. 8).

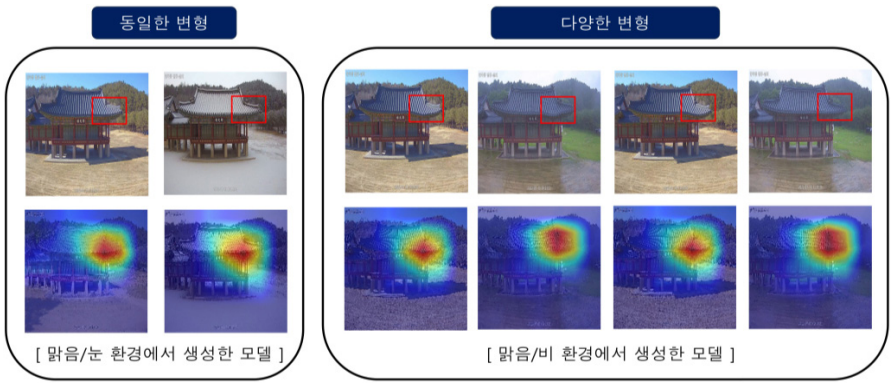

Fig. 8. Grad-CAM visualization results

5. 결 론

본 논문에서는 시행되고 있는 문화재 모니터링 현황에 대해 알아보았다. 2016년 경주지역을 중심으로 발생한 9.12 지진과 2017년 포항지역을 중심으로 발생한 11.12 지진은 문화재 재난에 관한 관심을 높이는 계기가 되었으며, 문화재 방재 분야에서 딥러닝을 활용한 새로운 문화재 모니터링의 필요성이 대두하였다. 따라서 다양한 날씨 및 주야 등 환경별 통합에 따른 EfficientNet 기반 안국동 별궁 지붕부 기울음 예측 실험 결과를 제시하고 분석을 통해 최적의 기울음 예측 모델을 제안하였다.

안국동 별궁을 촬영한 CCTV 영상을 수집하여 '케이웨더'와 '기상청 기상자료개방포털'을 이용해 부여군의 과거 날씨를 파악하고, 맑음, 흐림, 구름, 눈, 비 환경에 대한 데이터셋을 구축해 EfficientNetB0 모델로 실험을 진행했다. 실험 결과 모든 환경이 동일한 변형과 다양한 변형에서 99.68% 이상의 예측 정확도를 보여주었다.

2가지 환경에 대한 통합 데이터 셋을 구축해 실험을 진행한 결과, 모든 환경이 동일한 변형과 다양한 변형에서 99.84% 이상의 높은 예측 정확도를 보여주었다. 이를 학습한 데이터셋을 제외한 14개의 데이터셋으로 모델의 성능을 검증한 결과 모든 환경에서 99% 이상의 예측 정확도를 나타낸 모델은 동일한 변형에서는 맑음/눈 환경에서 생성된 모델이었으며, 다양한 변형에서는 구름/비 환경에서 생성된 모델이었다. 동일한 변형, 다양한 변형이 모든 환경에서 99% 이상의 예측 정확도를 나타낸 모델은 맑음/비 환경에서 생성된 모델이었다. 이를 통해 비교적 대조적인 환경에서 통합한 모델이 예측 정확도가 높게 나왔음을 확인할 수 있었다. 또한 Grad-CAM 시각화 결과 동일한 변형에서는 맑음/눈 환경에서 생성된 모델이, 다양한 변형에서는 구름/비 환경에서 생성된 모델이 다른 통합 환경에서 생성된 모델보다 지붕부 기울음을 잘 예측해내는 것을 확인할 수 있었다.

지능형 CCTV를 통한 화재 감지, 문화재 도난 및 불법침입 예방과 더불어 인공지능 이미지 분석을 같이 시행한다면 문화재 재난관리에 체계적인 시스템을 마련할 수 있고, 변위를 더욱 빠르게 감지하여 문화재의 원형 보존에 도움이 될 것이다. 또한, 다양한 위치에 변위를 가해 가상 이미지를 만들어 실험을 하면 기울음 뿐만 아니라 기와 탈락, 기둥 하부 뒤틀림 등과 같은 손상에 대비할 수 있다. 지붕부의 기울음을 예측하는 데 성능이 입증된 EfficientNetB0를 대상으로 실험을 했지만, 향후 연구에서는 EfficientNetB0를 포함하여 다양한 알고리즘을 대상으로 파라미터를 조정하여 실험함으로써 환경통합에 따른 최적화된 모델을 생성해 나갈 계획이다.

감사의 글

이 논문은 2023년도 정부(문화재청)의 재원으로 국립문화재연구원의 지원을 받아 수행된 연구 결과이며 이에 감사드립니다(No.2021A01D06-001, 부동산문화재 안전진단을 위한 지능형 영상정보 분석기반 손상탐지 및 경보 기술 개발).

References

An, J.S., Lee, S.Y. (2023). "Prediction of Roof Displacement for Anguk-dong byeolgung using EfficientNet," IEIE, pp.1046-1049.

Choi, W.W., Park, J.Y., Lee, S.Y. (2021). "Detection of Abnormalities in Wooden Cultural Properties Using the F-anogan Model," IEIE, pp.168-169.

Cultural Heritage Administration (2009). Restoration and Repair Report on the Relocation of Anguk-dong byeolgung. Cultural Heritage Administration, Daejeon, Korea.

Cultural Heritage Administration (2020). The First Master Plan for Preservation, Management, and Utilization R&D of cultural Heritage (2021~2025). Cultural Heritage Administration, Daejeon, Korea.

Cultural Heritage Administration (2022). Basic Manual of Cultural Heritage Disaster Safety Management. Cultural Heritage Administration, Daejeon, Korea.

Jo, S.S. (2019). “Trends and Direction of State-run Researches on the Disaster Prevention of Cultural Heritages,” Journal of the Society of Cultural Heritage Disaster Prevention, Vol.4, No.2, pp.103-110.

Kang, J.Y., Kim, J.Y., Lim, H.S., Kwak, J.H. (2021). “A Crack Detection of Wooden Cultural Assets using EfficientNet model,” KSCI, pp.125-127.

Kang, S.J., Lee, S.Y. (2023). “A study on Performance Improvement of Heunginjimun Roof Displacement Determination Model Using Artificial Intelligence Algorithm,” IEIE, pp.1050-1054.

Kim, S.D. (2020). “A Study on the Practice and Case Study of Managing Architectural Cultural Heritage of CHA in Relation to the Damage Prevention of State-designated Cultural Heritage and State-registered Cultural Heritage - Focused on Regular Surveys, Safety Inspections, Ambient Vibration Measurements, and Disaster Impact Surveys,” Journal of the Society of Cultural Heritage Disaster Prevention, Vol.5 No.2, pp.73-88.

Kim, S.H., Jo, S.S., Lee, S.H., Lee, H.S. (2021). “Analysis of Damage to Wooden Architectural Heritage Caused by the 9.12 Earthquake and the Pohang Earthquake,” Journal of The Society of Cultural Heritage Disaster Prevention, Vol.6, No.2, pp.105-119.

Lee, S.Y., Park, J.Y. (2022). “Ensemble Deep Learning Model for Prediction of Tilt Displacement for Immovable Cultural Heritage,” IEIE, pp.1397-1398.

Moon, H.C. (2018). “A Study on the Improvement of Cultural Heritage Protection System in the Process of Fourth Industrial Revolution,” Vol.3, No.2, pp.129-139.

Park, J.Y., Lee, S.Y. (2022). “Displacement Detection of Wooden Cultural Properties Using Unsupervised Learning,” ICCE-Asia, pp.302-305.

Selvaraju, R.R., Cogswell, M., Das, A., Vedantam, R., Parikh, D., Batra, D. (2017). “Grad-CAM: Visual Explanations from Deep Networks via Gradient-Based Localization,” IEEE, pp.618-626.

Tan, M.X., Quoc, L. (2019). “EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks,” PMLR, pp.6105-6114.