

인공지능을 활용한 한국전통건축 부재의 형태 인지와 유형 분류 모델 제안

A Study on the Type Recognition and Type Detection of
Korean Traditional Architecture Components Using Artificial Intelligence

주 저 자 : 강은영 (Kang, Eun Young)

한양대학교 건축학과 석사과정

공 동 저 자 : 지승열 (Ji, Seung Yeul)

한양대학교 건축학부 연구교수

교 신 저 자 : 전한중 (Jun, Han Jong)

한양대학교 건축학부 교수
(hanjong@hanyang.ac.kr)

접수일자 2019. 11. 30. / 심사완료일자 2019. 12. 19. / 게재확정일자 2019. 12. 24.

이 연구는 국토교통부 도시건축 연구개발사업의 연구비지원에 의한 결과의 일부임. 과제번호:19AUDP-B127891-03

Abstract

Due to earthquakes in Gyeongju and Pohang in 2016 and frequent after shocks, the possibility of earthquakes in Korea has greatly increased. In terms of architecture, the damage from the earthquake was concentrated on buildings with specific types or structures, exposing a number of problems in design, construction and management. In addition, the study on earthquakes in Korea conducted a study on seismic data analysis, but it has placed greater importance on the investigation of damage to buildings and the data aggregation of the occurrence status than the correlation analysis among data. Therefore, in this study, we propose a plan for disaster response korean traditional architecture management through an artificial intelligence utilization model that can recognize the type of korean traditional architecture member and classify the type.

Keyword

Artificial Intelligence Architecture, Deep Learning, Disaster Response Model, Form Recognition, Hanok

요약

2016년 경주·포항의 지진 발생과 잦은 여진으로 국내의 지진 발생 가능성이 크게 높아졌다. 지진의 피해는 건축적 측면에서 특정 형태나 구조를 가진 건축물에 대규모 피해가 집중되어 설계 및 시공·관리상 여러 문제점이 노출되었다. 또한, 국내 지진에 대한 연구로는 지진 데이터 분석에 대한 연구를 진행하였지만, 데이터 간의 상관관계 분석보다 건축물 피해조사와 발생현황의 데이터 집계에 큰 비중을 두고 있는 현황이다. 현재 재해의 통계자료와 실시간 재난 정보를 알 수 있는 것은 ‘국민재난안전포털’의 재난관련 시스템이다. 실제 재난이 나타났을 경우 해당 포털 서비스로 재난 발생 대처방법을 파악할 수 있지만, 발생한 재난에 대한 실시간 정보를 얻기 힘들며 재난을 예측할 수 있는 항목은 없다. 따라서 본 연구에서는, 한국전통건축부재의 형태를 인지하고 유형을 분류할 수 있는 인공지능 활용 모델을 통해 재난대응을 위한 한국전통건축데이터 구축 방안을 제안하고자 한다.

목차

1. 서론

- 1-1. 연구 배경 및 목적
- 1-2. 연구 방법 및 범위

2. 이론적 배경

- 2-1. 한국전통건축의 개념 및 구조분석방법
- 2-2. 딥러닝 YOLO 알고리즘
- 2-3. 딥러닝 인식 기술의 형태 인지
- 2-4. 한국전통건축 부재의 부재응력 비교

3. 한국전통건축 부재 형태 인지와 유형 분류 모델 구축

- 3-1. 한국전통건축 부재 형태 인지를 위한 이미지 단순화
- 3-2. 한국전통건축 부재 형태 인지를 위한 데이터 셋

터 셋

- 3-3. 한국전통건축 부재 형태 인지 방법
- 3-4. 한국전통건축 부재 유형 분류 방법
- 3-5. 한국전통건축 부재 인지 모델 구축

4. 한국전통건축 부재 형태 인지와 공포 유형 분류 모델 검증

- 4-1. 한국전통건축 부재 형태 인지와 공포 유형 분류 모델 적용 개요
- 4-2. 한국전통건축 부재 형태 인지와 공포 유형 분류 모델 적용
- 4-3. 한국전통건축 부재 형태 인지와 공포 유형 분류 모델 활용 대시보드

5. 결론

참고문헌

1. 서론

1-1. 연구의 배경 및 목적

인공지능은 데이터 수집 및 컴퓨터 계산 능력의 향상을 통해 다양한 연구 결과와 응용 연구가 확대되고 있다(S. Russell, 2009). 인공지능의 연구 분야에서 실시간 객체 인식 및 추적은 컴퓨터 비전 응용 산업이 발달하면서 그 중요성이 더해지고 있으며, 최근 컴퓨터 비전 및 영상처리 분야에서 영상 데이터로부터 움직이는 객체를 검출하고 추적하는 시스템에 대한 관심이 점차 높아지고 있다(Park et al, 2011). 더불어, 최근 ICT산업의 발달과 데이터 양이 확대됨에 따라 인공지능의 주된 방식이 지식기반에서 기계학습(Machine Learning)으로 변했다(Oh, 2017).

Asim et al.(2017)의 연구에서는 Hindukush 지역에서 발생하는 진도 5.5이상의 지진을 예측하는 연구를 머신러닝 기법을 활용하여 진행하였다. 국내의 연구 사례를 살펴보면, 피해를 저감하는 방안 및 대책에 관한 연구가 주를 이루었다. 그러나 최근에는 재해통계자료가 체계화 되면서 자연재난으로 인한 피해를 예측 및 대비하는 연구가 수행되고 있다(Choi et al. 2017).

Kim et al.(2017)은 호우 위험도 평가를 통해 주성분 분석과 다중회귀모형을 이용하여 호우피해 예측함수를 개발하였다. Choi et al.(2017)은 통계적 모형으로 선형회귀모형, 일반화선형모형, 주성분 회귀모형, 인공 신경망모형을 이용하여, 축소추정법으로 총 11개의 호우피해 예측함수를 제시하였다. 이에 반해, 지진에 대한 연구로 자연재해 저감기술 개발 연구(2011)와 건축문화재 지진·홍수 재해 위험도 평가 연구(2009)에서는 국내 지진에 대한 데이터로, 16, 17세기에 집중되었고, 본 데이터는 수백 년 주기로 지진이 반복될 수 있다는 연구 결과를 발표하였다. 이후, 2016년 경주·포항의 지진 발생을 통해 국내의 지진 발생가능성이 크게 높아졌다. 지진의 피해는 건축적 측면에서 특정 형태나 구조를 가진 건축물에 대규모 피해가 집중되어 설계 및 시공·관리상 여러 문제점이 노출되었다. 또한, 지진 피해 현황에서 전통건축건축에 대한 지진 피해를 파악할 수 있었다(경주·포항지진 피해조사 집필위원회, 2018).

기존 국내의 재난분야 중 지진관련 선행연구를 살펴보면 데이터 간의 상관관계를 분석하기보다 건축물의 피해조사와 발생현황 데이터 집계에 보다 큰 비중을 두고 있는 현황이다.

따라서, 본 연구에서는 한국전통건축 부재의 형태를 인지하고 유형을 분류할 수 있는 인공지능 활용 모델을 통해 한국전통건축관리를 위한 데이터 구축 방안을 제안하고자 한다.

1-2. 연구의 범위 및 방법

본 연구에서는 한국전통건축의 부재 결구 방식에 따른 기둥과 공포의 배치의 유형 분류를 대상으로 하며, 이에 따른 인공지능의 디지털 영상처리와 딥러닝 인공지능망 알고리즘을 적용한 형태 인지와 유형 분류 모델을 제시하고자 한다.

한국전통건축 부재의 형태 인지를 위해 J. Redmon(2018)의 선행연구에서 딥러닝 YOLO(You Only Look Once, 이하 YOLO) 알고리즘을 사용하여 기둥과 공포를 검출하고 인지한다. 이와 더불어 기둥과 공포의 배치에 따른 유형에서 부재의 반력 값을 계산하였으며 기둥과 공포 배치에 대한 부재 수를 근거로 공포 유형을 확인하는 형태 인지 알고리즘을 활용한다. 알고리즘을 통해 개발된 훈련모델로 한국전통건축 부재의 시, 지각 데이터에 대한 학습을 진행하여 오차를 수렴하고 다량의 테스트 이미지를 통해 훈련모델을 검증한다. 본 연구에서는 기둥과 공포의 형태 인지와 유형 분류 모델 개발까지를 범위로 한정한다.

2. 이론적 고찰

2-1. 한국전통건축의 개념 및 구조분석방법

한국전통건축인 한옥이란, 「한옥 등 건축자산의 진흥에 관한 법률」 제2조 제2호¹⁾에 따라 주요 구조가 기둥보 및 한식지붕틀로 된 목구조로서 우리나라 전통 양식이 반영된 건축물 및 그 부속건축물을 말한다. 또한, 한옥의 형태와 구조를 갖추거나 또는 이를 현대적인 재료와 기술을 사용하여 건축한 것을 한옥건축양식이라 칭한다.

한옥건축의 목구조는 한옥 부재의 연결 방식에 따라 중력방향에 대해서 각 부재를 적층시켜 시공하며, 한옥 해당 부재끼리의 맞춤과 이음은 결구 방식을 취한다는 특징이 있다(Kim, 2000)(Ahn et al., 2011). 따라서 전체적인 구조와 더불어 결구방식을 파악하여야 한옥의

1) [시행 2018. 2. 10.] [법률 제14869호, 2017. 8. 9., 일부개정]

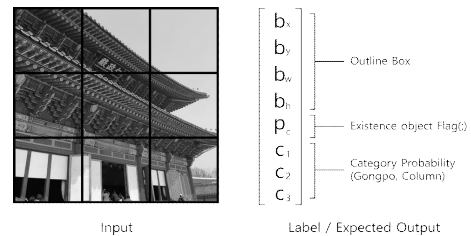
구조를 분석 할 수 있다. 이에 따라, 구조분석은 국내 기준으로 허용응력설계법을 참고하였다(대한건축학회, 2008). 한옥의 구조분석은 수직하중에 대한 구조검토로서 지붕하중과 고정하중의 수직방향으로 검토할 수 있다. 주요 구조부재간의 접합은 일반적으로 힌지접합으로 가정을 한다. 이는 대부분의 한옥 접합부가 힌지 이음에 유사하기 때문이며, 정확한 강성을 구하기 어렵기에 궁극적으로는 전통적인 평가가 수행된다. 바람 하중과 지진하중을 포함한 수평하중에 대한 구조검토에서는 수압면적과 지붕의 경사각에 따라 설계기준풍속과 지표면 조도 등을 반영하여 풍하중을 산정한다. 또한, 지붕하중과 구조부재의 고정하중으로부터 환산된 질량 값으로 지역계수와 지반조건 등을 반영하여 지진하중을 산정한다. 그러나 한옥의 수평하중에 저항하기 위한 부재 간에 대한 접합부의 회전강성 분석은 이음의 종류에 따라 회전강성이 다르며, 동일한 이음인 경우에도 지붕하중의 크기에 따라 회전강성이 달라질 수 있다. 이는 한옥구조의 중요한 특징으로서, 접합부의 회전강성이 무거운 지붕하중 접합부의 압축력에서 생기는 마찰이 원인인 경우로 본다. 지붕하중의 크기에 따른 마찰력 증대효과의 결과는 수용하지만, 마찰력의 크기는 해당 접합부별로 실험을 통해 산출해야하며 접합부 종류별로도 수행해야 한다(Kim, 2014).

2-2. 딥러닝 YOLO 알고리즘

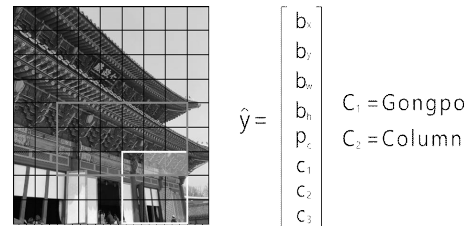
본 연구에서 한국전통건축 부재의 객체인식을 위해 딥러닝의 YOLO 알고리즘을 활용하였다. 객체 위치 및 유형 정보를 한 번에 산출하여 속도를 높였고, 이미지를 격자 셀로 분할하여 객체 존재 여부와 종류에 대한 확률 값을 계산하며 이를 바탕으로 신뢰도(confidence) 값을 산출하여 객체를 검출한다. GPU(그래픽 처리장치)를 사용했을 때 처리 속도는 40-90 fps 수준으로 실시간 객체 탐지에 적합하며 경량화 버전은 CPU에서 사용하기에도 무리가 없다(Kim et al., 2018). YOLO 알고리즘은 기존의 CNN 관련 기술에 비해 정확도 및 데이터 처리 속도가 3배정도 빠르며, 이미지 전체에서 다수의 bounding box를 예측하고, 동시에 각 박스에서 확률을 계산하는 통합된 모델을 사용한다(J.Redmon et al., 2017). 이는 한국전통건축의 공포와 같이 결구 이미지 방식을 인식, 분석하는데 적합하다.

2-3. 딥러닝 인식 기술의 형태 인지

J. Redmon(2018)은 단일 네트워크만으로 전체 이미지에서 단일 경로로 윤곽 상자와 확률을 예측했다. 단일화 된 파이프라인을 이용했기에 전체 프로세스를 실시간으로 수행할 수 있다. 모델을 훈련시키는 방법(Joshua et al., 2019)은 이전의 알고리즘과의 차별점으로 볼 수 있다. [그림1]과 같이 이미지와 레이블에서 훈련되며, 레이블의 요소가($b_x, b_y, b_w, b_h, p_c, c_1, c_2, \dots$)로 구성된다. 전체 이미지를 훈련시키는 대신, 이미지를 그리드로 분할하여 각 셀마다 관련 레이블을 만든다. 이때, 그림과 달리 실제 사용되는 그리드는 밀도가 높다. 모델 훈련 시, 이미지를 입력하면 네트워크가 구조화되어 결과로 각 그리드에서 셀별 벡터를 출력한다.



[그림1] 그리드 셀별 벡터



[그림2] 셀별 레이블 지정

객체가 여러 셀에 걸쳐 있더라도 훈련 이미지는 단일 셀을 사용하여 객체에 레이블을 지정하고 이를 둘러싼 다른 셀에게 객체가 할당되지 않는다. 객체가 중첩되거나 두 객체의 위치가 동일한 그리드 셀에 위치하는 경우에는 앵커박스(Anchor box)를 이용한다. 이때 여러 객체가 윤곽상자에서 다른 형태로 출력될 때, 하나의 그리드 셀로 출력될 수 있게 한다. 출력하는 벡터를 이용하여 셀에 [그림2]와 같이 레이블을 지정하여 앵커박스의 다양한 변형을 포함할 수 있도록 출력 벡터를 확장한다. 이를 통해 각 셀이 여러 객체가 다양한 테두리를 가지고 있으면, 모두 인코딩이 가능하다. 앵

커박스를 정의 한 후, 각 그리드 셀에서 앵커박스에 대한 출력을 인코딩 할 수 있도록 출력 벡터를 확장한다. 각 앵커박스는 각각의 셀로 다른 출력과 독립적으로 처리할 수 있다. 앵커박스는 특정 범주에 한정되지 않고 지배적 보양을 위해 기존 데이터 셋에서 k-means와 같은 비지도 학습 알고리즘을 이용하여 발견한 일반화된 모양이다(Lee, 2019).

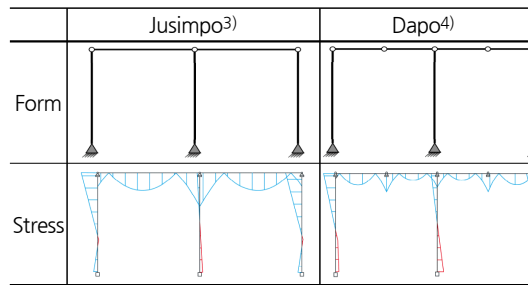
모델 구축 과정에 필요한 데이터를 생성하기 위해 Google의 이미지 데이터와 고궁 답사를 실시하였다. 이후 공포 데이터와 레이블 값은 각각 앵커박스 출력 처리를 통해 모델을 구축한다.

2-4. 한국전통건축 부재의 부재응력 비교

목구조인 한국전통건축은 지붕의 무게를 내력벽에 의하여 지반에 전달하는 것이 아니라, 구조체에 의하여 전달하는 구조로서 지붕의 무게를 기둥에 전달하는 공포²⁾ 구조로 되어있다. 한국전통건축의 주요구조부의 하중이 같다는 가설을 두었을 경우, 하중이 클수록 안전하다. 같은 주요구조부의 하중을 가졌을 경우 공포의 유형 중 개수가 많을수록 안전하다고 볼 수 있다. 하지만 직접적으로 하중을 비교할 수 없기에 'Autodesk Robot Structural Analysis Professional'을 이용하여 공포 유형별 보의 처짐과 반력을 분석하였다. 신 한국전통건축 구조부재 단면조건표(2013)에서는 단층 한국전통건축의 설계 시 기둥의 안전성 및 휨에 대해 고려한 단면 조건표를 제시하였다. 이를 바탕으로 허용압축 응력대비 작용압축응력을 기준으로 모델링하였다. 기둥의 경우 수직하중 뿐만 아니라 중심도리나 대들보 등 수평부재에 의한 휨 응력도 함께 받게 된다. 하지만, 일반적으로 한국전통건축에서 기둥과 수평부재의 접합부는 전단접합이기에 휨력에 대해서 구조물이 불안정하게 된다. 실질적으로는 기둥과 수평부재의 접합에 미세하지만 회전강성이 존재한다. 부재간의 접합부에 대한 회전강성 값에 따라 부재 간에 전달되는 휨모멘트의 값이 결정되지만, 회전강성의 값은 각 경우마다 실험을 통하여 도출하여야 하는 한계가 있기에 기둥 하단 초석의 휨모멘트 값은 제한하였다.

2)김왕직, [그림으로 보는 한국 건축 용어], 발언, 2001
처마의 무게를 받치기 위해 주두, 소로, 살미, 첨차 등으로 짜 맞추어 댄 부재들을 통틀어 일컫으며, 포라고도 한다.

[표 44] 공포 유형별 응력 비교 그래프



제작 모델은 1m 간격의 간 사이와 100*100(mm)의 각재 크기로 공포의 유형별로 응력을 비교하였다. 민도리 형태일 경우에는 보의 부재에 대해 등분포하중으로 하중이 작용해 같은 값을 나타내지만, 공포의 배치에 따라 [표1]과 같이 기둥과 보에 해당하는 응력 값에 차이를 보였다. 주심포의 경우 최대 응력 값은 -0.04Mpa, 다포의 경우 최대 응력 값은 -0.01Mpa로 나타났다. 또한, 우주(외부 모서리 기둥)위 공포의 응력 값에서 주심포식이 -0.02Mpa를 나타낸 것에 반해 다포식은 -0.01Mpa의 값을 나타냈다. 구조물에서 부재에 대해 작용하는 응력이 허용응력을 넘어설 경우 파손될 위험이 있다. 재료가 버틸 수 있는 최대한의 응력을 기준 강도라고 하고 연성 재료의 경우 항복점에서 응력이 기준 강도이다. 이때 기준 강도를 허용 응력으로 나눈 것이 안전율(Safety Factor)이다. 안전율은 높을수록 좋으며 각 공포의 유형별로 비교한 결과, 주심포식의 안전율은 0.5의 결과 값이 나타났고 다포식의 안전율은 1로 계산되었다. 이를 통해 다포식의 한국전통건축이 주심포식에 비해 안전율 값이 더 크다는 것을 알 수 있었다.

3. 한국전통건축 부재 형태 인지와 공포 유형 분류 모델 구축

3-1. 한국전통건축 부재 형태 인지를 위한 이미지 단순화

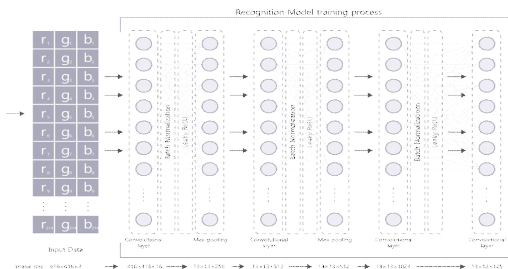
데이터는 한국전통건축의 공포가 나타난 이미지와 영상 데이터로 구성된다. 개발 환경은 Linux 운영 체제

3) 김왕직, [그림으로 보는 한국 건축 용어], 발언, 2001
공포를 기둥 위에만 배열한 건축양식을 말한다.
4) 김왕직, [그림으로 보는 한국 건축 용어], 발언, 2001
기둥 상부 이외에 기둥 사이에도 공포를 배열한 건축양식을 말한다.

를 사용하였고, 시스템의 구축, 내부 로직, 데이터베이스 설계, 데이터의 처리 등을 담당하는 백-엔드(back-end)로 Google Cloud Platform, Azure, AWS 서버를 활용하였다. 한국전통건축의 객체 인식을 위해 실험에 사용되는 이미지는 셀 이미지로 단순화 시키는 작업이 필요하다. 이를 위해 RED, BLUE, GREEN의 3개의 채널로 분류를 하여 격자 셀로 분할하였다. 각 채널별 이미지를 resize명령으로 256×256 pixel로 이미지 사이즈를 축소하였다. 각 채널별 픽셀 값으로 196,608의 값을 얻었고, 삽입 레이어에 input_shape(32,32,3)의 해당 값을 입력하였다. 이를 통해 객체의 존재 여부와 종류에 대한 확률 값을 계산하게 된다. 이를 바탕으로 신뢰도 값을 산출하여 객체를 검출하였다(Oh, 2017).

3-2. 한국전통건축 부재 형태 인지를 위한 데이터 셋

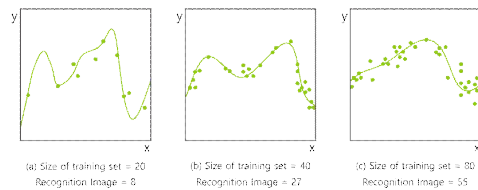
한국전통건축 부재 데이터 셋은 인공지능을 활용한 딥러닝 YOLO의 형태 인지 모델을 훈련하는 과정에서 사용된다. 본 연구에서 제시한 딥러닝 형태 인지 모델은 딥러닝 YOLO 알고리즘을 사용하였다. YOLO는 darknet의 신경망 프레임에서 고안되었으며(Choi et al., 2018), 모델의 형태는 [그림3]과 같은 형태로 보여진다.



[그림3] 모델 세부사항

훈련 과정에서 YOLO 훈련모델의 데이터 셋은 데이터 입력의 형상 값을 바탕으로 출력을 제시한다. 3.1장에서 한국전통건축 이미지 입력 크기는 256×256×3으로 256×256 크기의 RGB 이미지를 뜻한다. 출력 형상은 13×13×125이다. 13×13은 이미지에 적용될 셀의 크기로, 256×256 크기의 이미지를 13×13개의 셀로 구성된 그리드로 출력된다. 각 셀에는 한국전통건축 부재의 확률을 인코딩한 크기 125의 벡터가 있고, 앵커박스와 전체 20개 범주에 대한 확률을 보였다

(David, 2004). 선행연구에 따라, 기록된 데이터를 증폭시키기 위한 목적으로 형태 인지 모델을 구축하였다. 모델 구축 환경은 'supervisory' 웹 플랫폼에서 수행되었다. 형태 인지 모델에서 일반화 능력을 향상시키기 위해서 많은 양의 데이터를 필요로 하며, 정확한 구축을 위해 6만장 이상의 이미지 데이터를 필요로 한다. 본 연구에서는, 다량의 한국전통건축 테스트 이미지 구축의 한계로 훈련 집합의 샘플을 변형함으로써 인위적으로 데이터를 확대하는 방법을 사용하였다(Navneet et al., 2005).

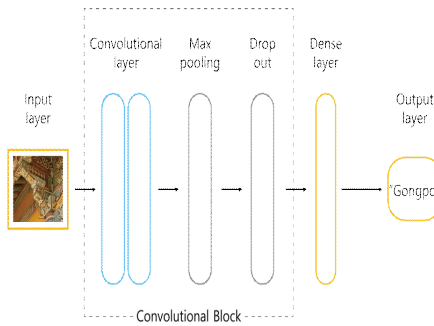


[그림4] 훈련 집합 크기에 따른 학습 결과 그래프

[그림4]는 훈련 집합의 크기에 따른 학습을 진행한 결과 그래프이다. [그림4(a)]에서는 과잉적합이 심하게 나타나 인지할 수 객체의 수가 적고 오차의 범위가 크지만, 40개로 늘어난 [그림4(b)]에서는 인지할 수 있는 객체의 수가 증가하고 그래프 상 오차의 범위가 줄어든 것을 확인할 수 있었다. 4배로 증폭된 샘플 80개인 [그림4(c)]에서는 샘플을 정확하게 예측할 수 있었다.

3-3. 한국전통건축 부재 형태 인지 방법

한국전통건축 부재의 형태를 인지하기 위해 딥러닝 YOLO 알고리즘이 사용 되었으며 한국전통건축의 이미지 약 8,000장과 영상데이터를 학습하였다. 학습을 통해 검출된 객체는 YOLO 모델이 형태를 인식하고 분류의 근거가 되는 예측 값의 역할을 한다. 실험을 통해 인지된 데이터는 이후 객체 유형의 분류 값과 대응되게 된다. 학습방법으로 데이터의 이미지 채널 값을 기반으로 공포 분류의 예측 값을 도출해낸다. 이때 모델은 negative mining이나 기타 방법을 사용하지 않고, 플 이미지를 사용한다(Kim et al., 2015).



[그림5] 한국전통건축 공포 인지 신경망

[그림5]는 공포의 형태 인지 학습 방법 순서를 보여 준다. 공포 인지 신경망 구조는 입력된 이미지에서 특징을 추출하기 위해 마스크(필터, 윈도 또는 커널)를 도입한다. 새롭게 만들어진 층은 컨볼루션(convolution)(Alex et al., 2012)(Pierre et al., 2012)(Cristian et al., 2014) 또는 합성곱이라 하며 입력된 데이터로부터 더욱 정교한 특징을 추출할 수 있다. 이러한 과정을 반복하여 여러 개의 컨볼루션을 만들게 되며, 구현된 컨볼루션의 복잡하고 큰 결과 값을 축소하는 과정을 풀링(pooling) 또는 서브 샘플링(sub sampling)이라 한다. 본 모델에서는 풀링 중 정해진 구역 안에서 가장 큰 값만 다음 층으로 넘기고 나머지 값은 버리는 맥스 풀링(Max pooling)을 사용했다. 학습 중 노드와 층이 많아짐에 따라 학습이 좋아지는 것은 아니다. 은닉층에 배치된 노드 중 일부를 임의로 꺼주는 드롭아웃(drop out)을 통해 과적합을 방지한다. 이러한 과정을 컨볼루션별 블록으로 묶은 뒤 Dense()함수를 이용해 기본 층에 연결하여 출력 값을 얻는다.

3-4. 한국전통건축 부재 유형 분류 방법

한국전통건축구조의 공포에 대해 유형 분류 규칙 발견을 통하여 공포의 개수와 기둥의 개수가 같을 경우 주심포 형식으로 분류하며, 다포형식은 공포의 개수와 기둥의 개수가 다를 경우로 분류하였다. 이를 군집화를 통해 훈련집합 $X = x_1, x_2, \dots, x_n$ 로 지정한다. 군집화를 이용한 유형 분류 함수 식은 [표2]의 함수 식과 같이 정의되며 [표2]의 알고리즘과 같이 실행된다.

[표 45] 유형 분류 함수 및 알고리즘

$ \begin{matrix} c_i \neq \\ \emptyset \\ i \\ \dots k \end{matrix} $	Input : 훈련집합 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 군집의 개수=k
	Output : 군집집합 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_k\}$
	1 k개의 군집 중심 $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_k\}$ 를 초기화 한다.
	2 while (true)
	3 for(i=1 to n)
	4 x_i 를 tanθ에 배정한다.
	5 if (line3~4에서 이전 루프의 배정과 일치하면) break
	6 for (j=1 to k)
	7 z_i 에 배정된 샘플 평균값으로 z_j 를 대체한다.
	8 for (j=1 to k)
	9 z_j 에 배정된 샘플을 c_j 에 대입한다.
<함수식>	<알고리즘>

훈련집합은 한국전통건축의 이미지로서 공포와 기둥을 검출한다. 공포와 기둥의 밀도에 따라 2가지의 조건으로 공포의 유형인 군집집합 $C = c_1, c_2, \dots, c_k$ 를 찾는 과정으로 진행되었다. 조건은 (1) 모든 군집이 하나 이상의 샘플을 가지도록 하고, (2) 모든 샘플이 하나의 군집에 속하도록 하는 방식으로 군집에 속하는 정도를 다르게 한다. 부재의 유형의 개수 일치(공포=기둥)에 속하는 군집을 주심포로 지정하고, 그 외에 부재의 유형의 개수가 일치하지 않는(공포≠기둥) 군집은 다포식으로 지정하였다.

3-5. 한국전통건축 부재의 공포 이미지 모델 구축

학습에 의해 입력 패턴을 완성하거나, 입력패턴을 보류 또는 입력함수를 계산하도록 한다. ‘supervisedly’ 웹 플랫폼에서 수행되었고, 반복 훈련하는 과정에서 [그림6]과 같은 한국전통건축 부재인 공포의 이미지 오차 수렴과 정의 결과 도출로 생성된 그래프로 학습과정을 시각화 할 수 있었다. 학습 결과로서 0~50개의 결과가 도출하였으며, 0.150228 값을 출력한 48번째 에폭크에서 정확성이 높은 모델을 생성하였다[그림7].



[그림6] 부재 이미지 인지 오차 수렴 과정

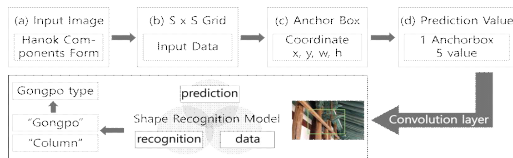


[그림7] 부재 이미지 인지 학습 결과

4. 한국전통건축 부재 형태 인지와 공포 유형 분류 모델 검증

4-1. 한국전통건축 부재 형태 인지와 공포 유형 분류 모델 적용 개요

기존의 이미지를 학습하는 방법인 명암의 구배도를 이용하는 방법과 [그림8]과 같이 딥러닝 YOLO 알고리즘을 혼합하여 공포 이미지를 학습하고 출력 값을 이용해 유형을 분류하는 방법(Yun et al., 2019)으로 진행 하였다. 본 모델의 최종 출력 값은 한국전통건축 부재의 공포 유형 분류 모델에 연계되어 활용되었다.



[그림8] 형태 인지 및 유형 분류 모델

4-2. 한국전통건축 부재 형태 인지와 공포 유형 분류 모델 적용

한국전통건축 부재의 형태 인지 모델은 공포와 기둥 부재 수의 일치를 객체 유형 분류에서 하나의 클래스로 간주하고, 부재 수의 불일치를 다른 한 클래스로 간주하여 전체 클래스를 형성한다. 이를 위해, 한국전통건축의 부재를 촬영한 8,000개의 영상 데이터를 구축하였고, 본 이미지의 좌우를 반전시키거나 무작위로 확대시켰다. 객체의 위치와 크기가 조정된 이미지를 추가적으로 학습에 포함될 수 있도록 하여 [그림9]와 같이 YOLO 모델에 적용하여 훈련모델의 구조를 보여준다.



[그림9] YOLO 한국전통건축부재의 형태 인지 모델

한국전통건축부재의 형태 인지 모델 적용을 통해 [그림10]과 같이 ‘공포’라고 형태를 인지하였고, 기둥 부재 또한 [그림11]와 같이 ‘기둥’이라고 인지하였다.



[그림10] 공포 이미지 인지 결과



[그림11] 기둥 이미지 인지 결과

인지된 데이터의 출력 값에 객체유형 분류 모델을 실행하였다. 학습은 2개의 클래스 인식에 적합한 YOLO_v3 네트워크 구조를 기반으로 Batch size를 40으로 하여 50 에폭크를 수행하였다. 이를 통해, [그림12]와 같이 기둥과 공포를 동시에 인지하는 결과를 확인할 수 있었다.



[그림12-1] 기둥-공포 이미지 인지 결과



[그림12-2] 기둥-공포 이미지 인지 결과

4-3. 한국전통건축 부재 형태 인지와 공포 유형 분류 모델 활용 대시보드

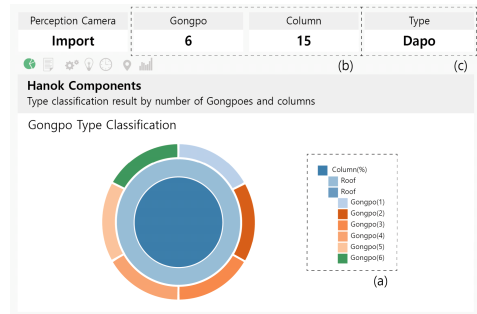
제안된 YOLO 알고리즘을 활용한 형태인지 및 유형 분류 모델은 한국전통건축 부재에 대해 독립된 부재를 인식하고 종류를 파악하는데 있어 하나의 가능성을 제시하였다.

제안된 모델은 전통건축의 유지관리에 있어 공포의 종류와 유형을 파악하고 향후 한국전통건축 데이터관리에 대해 정보를 구축하는데 있어 활용될 수 있을 것으로 보인다. [그림13]은 제안된 모델의 활용을 보여주는 대시보드이다.

(a)에서 한국전통건축에서 공포와 기둥을 인식하는 과정에서 본 모델이 활용될 수 있음을 보여준다. (b)는 (a)를 토대로 수량적으로 모델이 활용될 수 있음을 나타내는 항목이다. 한국전통건축에서 각 부재를 인지하여 정량적 수치로 표현하는데 있어 본 모델이 활용될 수 있다.

본 모델의 정확도가 향상되어 정확한 부재를 인식할 경우, (c)의 항목에서 최종적으로 공포의 유형 분류를 하는데 있어 제안된 모델의 출력 값을 사용한 공포 유형 분류의 항목으로 활용될 수 있을 것으로 예상된다. 본 모델은 한국전통건축 부재의 공포 유형에서 기둥과 보를 결구하는 방식이 다르기 때문에, 이미지를 인식하는 각도가 다를 경우 공포 인식 정확도가 낮아진다.

따라서 정확도를 높이기 위해서는 부재 간의 거리 값에 따라 구분하는 학습이 필요하다. 향후 한국전통건축 부재에 대해 형태 인지와 유형 분류의 모델에 대해 데이터 연계 연구 등이 진행될 경우 보다 구체적인 한국전통건축관리 시스템 대시보드의 활용이 될 것으로 보인다.



[그림13] 한국전통건축 부재 모델 활용 및 재난 대응 한국전통건축 관리 시스템 대시보드 제안

5. 결론

본 연구의 목적은 인공지능을 활용하여 한국전통건축 부재 인지와 유형 분류를 할 수 있는 딥러닝 모델을 제안하는 것에 있다. 선행연구에서 제안한 YOLO 알고리즘을 활용하여 한국전통건축 데이터를 증폭시켰으며 공포와 기둥의 개수로 공포의 유형을 학습하고 분류하였다. 기존 객체 검출 위주로 적용되었던 YOLO를 한국전통건축 부재의 '공포'와 '기둥'이라는 부재 유형 검출에도 활용이 가능하다는 것을 보여주는 결과에 대해 의의가 있다.

본 연구의 목표를 검토한 결과는 다음과 같다.

첫째, 형태 인지와 유형 분류의 모델은 디지털 이미지를 증폭시키는 것에 있어 가능성을 제시하였다. 이를 통해 향후 전통건축에서 추가적으로 획득한 한국전통건축 부재 데이터를 확대하고 이를 활용할 수 있는 가능성을 제시하였다.

둘째, 형태 인지와 유형 분류의 모델 훈련에 있어 데이터의 규모가 증가할수록 정확도가 증가하는 것으로 보인다. 재난대응 한국전통건축 데이터 관리 대시보드에서 사용될 수 있는 지진, 환경, 재료, 연혁 등의 빅데이터를 다루는데 있어 형태인지와 유형 분류모델은 그 가능성을 제시하였다.

셋째, 재난으로 인한 한국전통건축의 부재 수선 단계에서 수리사가 부재의 유형을 선택하고 분석하는 과정에서 모델을 활용하여 데이터 목록을 파악할 수 있을 것으로 보인다. 이를 통해, 한국전통건축 관리에 있어 부재 목록 관리의 효율을 증가시키고 보다 정확한 건축 부재의 양식 선택과 보존 대안을 제시할 수 있을 것으로 보인다.

한국전통건축 부재 형태 인지와 유형 분류 모델이 공포와 기둥을 통해서 공포를 인식하고 공포의 유형을 분류 할 수 있다는 사실을 확인했으나, 제한된 공포 부재에 대해 향후 더 많은 항목의 학습이 필요하다. 분리된 모델로 활용해야하는 불편함이 있어 통합된 모델에서 한국전통건축 부재의 인식과 분류가 진행될 수 있는 방법이 추가로 연구되어야 한다. 또한, 본 모델의 부재 항목에 대한 업데이트를 통해 다양한 항목별 부재를 분류할 수 있는 환경이 추가로 개발되어야 한다.

이에 따라, 한국전통건축 부재의 유형에 있어 재난 대응 문제에 대한 대비 및 보존 할 수 있는 정량적 예측 데이터로 제시할 수 있을 것으로 판단된다.

참고문헌

1. Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, and Geoffrey E Hinton, [Imagenet classification with deep convolutional neural networks], Advances in neural information processing systems, Vol.1, 1097-1105, 2012
2. Christian Szegedy, Wei Liu, Yangqing Jia, Pierre Sermanet, Scott Reed, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Vincent Vanhoucke, and Andrew Rabinovich, [Going deeper with convolutions], CVPR, 1-9, 2015
3. Furquim, G., Pessin, G., Faical, B.S., Mendiando, E.M., and Ueyama, J, [Improving the Accuracy of a Flood Forecasting Model by Means of Machine Learning and Chaos Theory], Neural Computing and Applications, 27(5), 1129-1141, 2016
4. Pierre Sermanet, David Eigen, Xiang Zhang, Michael Mathieu, Rob Fer-gus, and Yann LeCun, [Overfeat: Integrated recognition, localization and detection using convolutional networks], CVPR, 1312-6229, 2013
5. Russell and P. Norvig, [Artificial Intelligence: A Modern Approach, 3th ed.], Prentice Hall Series in AI, 2009
6. 김왕직, [그림으로 보는 한국 건축 용어], 발언, 2001
7. 오일석, [기계학습], 한빛아카데미, 2017
8. 경주·포항 지진피해조사위원회, [경주·포항 지진피해조사], 대한건축학회, 2018
9. 강인성, 문진우, 박진철, [최근 건축분야의 인공지능 기계학습 연구동향: 국내·외 연구논문을 중심으로], 대한건축학회, 33권 4호, 63-68, 2017
10. 권기혁, [한옥과 안전기술], 대한건축학회, 53권 9호, 45-48, 2009
11. 김병운, [인공지능 동향분석과 국가차원 정책제언], 정보화정책, 23권 1호, 74-93, 2016
12. 김영민, [한옥 구조해석의 특성은 무엇인가?], 대한건축학회, 57권 4호, 17-20, 2013
13. 박호식, 배철수, [다중 이동 객체의 실시간 인식 및 추적 시스템], 한국통신학회, 36권 7호, 421-427, 2011
14. 안은영, 김재원, [목조건축의 결구방식을 고려한 효과적인 한옥부재 표현기법], 한국멀티미디어학회, 14권 2호, 318-328, 2011
15. 최창현, 박기혁, 박희경, 이명진, 김종성, 김형수, [머신러닝을 이용한 공공시설 화재피해 예측함수 개발], 한국방재학회, 17권 6호, 443-450, 2017
16. 이현성, [목조건축문화재의 지진위험을 대비한 방재시스템 개선방안에 관한 연구], 명지대학교 건축대학원 박사학위 논문, 2018
17. 김영민, [한옥의 구조검토에 관한 고찰], 대한건축학회 추계학술발표대회, 2014.10
18. 김철연, 한택진, 윤일로, 이윤진, 이지영, 최경현, 원정인, 김영민, [YOLO를 이용한 CCTV 영상에서의 쓰레기 검출], 한국정보과학회 한국컴퓨터종합학술대회, 2018.06