

# 건축물 외관의 객관적 유형화를 위한 딥러닝의 활용 - 공공청사를 중심으로 -

## Objective Typification of Building Exteriors Using Deep Learning - Focused on Public Office Buildings -

안종규\*                      조항만\*\*  
An, Jong-Gyu              Zo, Hangman

\* 서울대 건축학과 석사과정, Master's Course Student, Dept. of Architecture and Architectural Engineering, Seoul National University, Korea

\*\* 서울대 건축학과, 서울대 건설환경종합연구소 부교수, Associate Professor, Dept. of Architecture and Architectural Engineering, Institute of Construction and Environmental Engineering, Seoul National University, Korea (Corresponding author : zohangman@snu.ac.kr)

### Abstract

This study introduces an objective typification methodology that employs deep learning to analyze the exterior appearances of buildings. The conventional approach to typification was reliant on subjective analysis and was limited in terms of the number of structures that could be assessed. This study aimed to overcome these limitations by establishing an objective typification method using deep learning, focusing specifically on public office buildings. The research process involved a comprehensive survey of domestic public office buildings to compile an image dataset. Subsequently, a model was constructed utilizing Convolutional Neural Networks (CNN), a form of deep learning, to grasp the distinctive features of building images. These features, extracted from the CNN model, were then organized into groups through k-means clustering. The outcome of this clustering enabled the analysis of each cluster's unique characteristics, facilitating the establishment of typification criteria such as building height, facade pattern, materials, protrusions, and roof structures. This methodology's effectiveness was validated through a comparative analysis with prior research. The results of this study offer potential applications in fundamental investigations concerning the current state of public office buildings and in typification studies encompassing diverse architectural forms beyond public office buildings.

키워드 : 합성곱신경망, k-평균 클러스터링, 유형학  
Keywords : CNN, k-means clustering, Typology

### 1. 서론

#### 1.1 연구의 배경 및 목적

유형화는 건축의 본질적인 부분이다. 건축에서 유형화는 '건축유형학'이라는 분야가 있을 정도로 중요하게 다뤄져 왔다. 유형은 성질이나 특징 따위가 공통적인 것끼리 묶은 하나의 틀로, 존재하지 않는 것을 제시하여 세계를 설명해주고 의미를 전한다. 현재 건축가들은 기존 건물을 이해하고 비교하기 위해, 그리고 미래의 건물을 설계하기 위해 유형학적 분석 방법을 사용한다(Franck & Schneekloth, 2012).

유형은 유동적이고 다양하다. 건축물의 유형화도 시기에 따라서 변하며, 분류체계에 따라 수많은 방식이 존재한다. 많은 분류 방법이 있기에 건축물을 여러 관점에서 분석할 수 있다. 건축물에도 다양한 속성이 있으며, 그중 물리적 속성, 즉 형태적 측면은 즉각적이고 직접적인 범

주다. 유형은 문화적 산물이며 역사를 통해 반복적으로 현현됨으로써 생성된 물리적 형태의 포괄적 이미지이다 (Franck & Schneekloth, 2012). 즉, 건축물의 형태를 포함한 외관은 유형화의 중요한 기준이 된다.

유형화는 일반적으로 유형화 대상의 다양한 특징 중 선택된 일부를 분석자의 기준에 따라 비교하여 분류하는 과정으로 이루어진다. 이러한 방식을 통해 도출된 유형들은 분석자의 주관에 구속된다. 건축물의 외관에도 재료·공간의 배열·양식·크기·기하학적 질서·하위 요소들·시공 시스템 등 수많은 분류 범주가 있고, 이를 전부 고려하여 유형화하기는 어렵다. 특히 분석 대상의 수가 많아질수록 더욱 유형화하기 힘들어진다. 분류 범주 중 일부를 선택한다면 어떤 기준이 합리적인지 판단하는 것도 쉽지 않다. 딥러닝은 데이터에 잠재된 규칙을 귀납적으로 찾아내는 방법론인 기계학습 모형 중 하나로, 연구자의 주관에 따라 결과가 달라지지 않아 누구나 같은 결과를 재현할

수 있다(Ahn, 2021). 특히 딥러닝의 한 유형인 CNN(Convolution Neural Network, 합성곱 신경망) 모형은 데이터의 특징을 추출하여 특징들의 패턴을 파악하는 구조로 이미지 인식에 뛰어난 성능을 보인다. 따라서 딥러닝을 건축물의 외관에 따른 유형화에 활용한다면 대상의 수에 상관없이 합리적인 기준을 통해 객관적인 유형화가 가능하다.

한국의 공공청사는 딥러닝을 활용한 유형학적 분석이 필요하다. Kim, Dong, & Lee(2013)에 따르면, 일찍이 지자체마다 공공디자인 가이드라인을 제시하거나, 높은 수준의 설계기준을 요구하는 등 공공청사 외관 디자인에 대한 관심이 있어 왔다. 2022년에도 정부 주도의 ‘아름다운 공공청사 만들기’ 시범 사업이 추진되는 등 이와 같은 추세가 이어지고 있다. 이러한 시대적 흐름에 따라 Youm & Lim(2010)과 Kim, Dong, & Lee(2013)에서는 공공청사의 건축 디자인 기준을 제시하는 등 일부 연구가 수행되었으나 최근에는 관련 연구가 부족한 실정이다.

따라서 이러한 공공청사 건축 디자인에 대한 시대적 관심이 높아지는 가운데 바람직한 건축 디자인 방향을 제시하기 위해서는 현황 분석 연구가 선제적으로 필요하다. 특히 디자인 과정에서 건축가의 이상형을 실제 상황에 적용할 때, 디자인을 조정하고, 상황에 반응하기 위해 유형학적 분석이 요구된다(Franck & Schneekloth, 2012). 그러나 현재까지의 공공청사 디자인에 대한 분석은 다음과 같은 한계점이 있다. 첫째, 연구 대상 범위의 문제이다. 그간의 연구에서 Ryu(2019)와 Kang & Choi(2014)는 시민문화공간, Choi, Choi, & Jeon(2014)은 아트리움 공간, Lee(2022)는 전면 공간, Hyun & Lee(2020)는 저층부를 분석 대상으로 삼는 등 공공청사의 일부 공간만이 분석 대상으로 설정되었다. 또한 전국 공공청사 전수에 대한 연구는 전무하다. 이는 가설에 부합하는 일부 건물들만을 대상으로 하여 연구의 타당성을 보장하기 어렵다는 한계가 있다. 둘째, 방법론적 문제이다. Hyun & Choi(2021)과 Choi & Hyun(2011)에서는 포괄적인 연대라는 정성적 기준으로 공공청사의 공간구조 및 공간조직을 분석하여 방법론이 개략적이고 주관적이라는 한계를 가지고 있다.

연구 대상 및 방법론이라는 질적 문제점 외에 공공청사의 ‘외관’ 분석에 주목한 최선의 연구는 양적으로도 부족하다. 그러나 본 연구에서 분석 대상으로 삼고자 하는 외관은 공공청사 디자인에서 중요한 의미를 지닌다. Cha & Park(2021)에 따르면, 건축에서 외관은 재료의 본질과 구축의 논리를 통해서 당대의 사회와 문화를 표상한다는 점에서 건축을 구축하는 출발점이 되며, 공공청사 건축의 외관에 나타나는 특징들은 지역성과 연계된 표현으로 볼 수 있다. 이뿐만 아니라 공공청사의 외관은 도시 이미지 향상에 중요한 요소로 평가된다(Ahn, 2014).

이러한 배경하에 본 연구를 개발하여 보면, 본 연구는 딥러닝을 활용하여 건축물의 외관 이미지를 기준으로 유형화하는 방법론을 개발하고, 이를 공공청사에 적용함으로써, 유형학적 분석의 객관성을 제고하는 것을 목적으로 한다. 이를 통하여 전국 공공청사의 외관 디자인 현황을

분석하고, 이를 선행연구와 비교함으로써 건축공간 연구에서 딥러닝의 활용 가능성을 탐색하고자 한다.

## 1.2 연구의 방법

본 연구의 범위는 전국 279개의 지방자치단체 청사인 도청, 시·군·구청을 대상으로 한다. 행정안전부의 2021년 12월 31일 기준 ‘지방자치단체 행정구역 및 인구 현황’에 등재된 청사 건물을 대상으로 하되 리모델링 혹은 준공된 2023년 현재 외관 이미지를 기준으로 데이터를 수집하였다. 구체적인 범위로는 먼저 시·도 범위에 특별시, 광역시, 특별자치시, 광역시, 특별자치도 총 17개의 행정구역에 경기도청 북부청사, 경상남도청 서부청사 두 청사를 추가하여 총 19개의 청사를 포함하였다. 각 행정구역에 포함된 시·군·구청은 총 226개로 75개의 시청, 82개의 군청, 69개의 구청이 포함된다. 그리고 행정시·자치구가 아닌 구로 시청 2개와 구청 32개를 더하여 총 279개의 읍·면·동과 출장소를 제외한 전체 공공청사를 연구 대상으로 삼았다.

연구의 절차로는 먼저, 공공청사 이미지 데이터셋을 구축하였다. 이후 청사 이미지를 학습하는 CNN 모델을 구현하여 외관의 특징을 추출하였다. 추출된 특징으로 기계 학습 기법의 하나인 k-means 클러스터링을 사용하여, 공공청사를 유형화하였다. 유형화를 통해 구분된 기준을 분석하여 청사 외관의 특징을 도출하였다. 자세한 분석 방법은 3장에 보고하였다.

## 2. 문헌고찰

### 2.1 건축 분야에서의 유형화

Archisoup(2017)에 따르면 유형화는 유사한 유형의 건물을 그룹화하고 그 특성과 특징을 분석하는 것이다. 이를 통해 건물 특성 및 요구 사항에 대해 이해할 수 있으며, 다양한 유형의 건물을 쉽게 비교할 수 있다. 또한 다양한 유형의 건물에 대한 고려 사항을 제공하여 설계 의사 결정 및 건물의 유지 관리에 도움을 줄 수 있다.

Franck & Schneekloth(2012)에서는 건축에서 유형화에 대한 다양한 관점을 제시하였다. 그에 따르면 유형은 사물의 종류이며, 그 종류의 표본으로, 유사한 것을 그렇지 않은 것과 구별함으로써 어떠한 것이 어떠한 종류에 속하는지 알려주는 하나의 개념적 구성체다. 유형은 어떠한 종류의 본질 또는 기원으로서, 우리는 그것을 통해 구성 개념, 이미지, 계층을 이해할 수 있게 된다. 유형의 체계에서는 명확히 정의되고 상호 배제적인 계층들을 가정하며, 유형화는 항목들의 서로에 대한 관계, 다른 계층에 속하는 항목에 대한 관계, 분류체계의 판단기준에 대한 관계를 기술하는 것을 목적으로 한다. 또한 일단의 유형으로부터 특징을 추출함으로써 분석자는 물질적 장소에서 일반화될 수 있는 특정한 성격에 초점을 맞출 수 있다. 이를 통해 Franck & Schneekloth(2012)에서는 추출한 특징들을 일반화하고 표준화하여 나타내고 비교함으로써 한편으로는 다른 특징들을 무시할 수 있는 유형학적 분

석 방법을 제시하였다. 유형학적 분석은 경험적으로 관찰한 사례에서 정보를 추출하는 방법으로, 분명하게 드러나지 않는 공통점과 차이점을 밝힐 수 있다. 그에 따르면 건축가의 매우 중요한 역할은 건물의 규범적 패턴을 비판하고, 관행적인 건축에 대한 대안을 개발하는 것이다. 이러한 역할에서, 건축가는 규범적 패턴과 그것을 분석하는 방식을 인식하고 있어야 한다.

건축물 유형화에 대한 학문으로서 건축 유형학에 대해 Kim & Kim(2014)은 이에 대한 개념을 두 가지로 구별하였다. 첫째, 계획 각론적 성격을 띠는 분류 수단으로서 건축 형태의 분류 수단으로 보려는 시각이며, 일련의 같은 형태 구조에 의해 구분되는 사물의 그룹을 묘사하는 개념이다. 둘째, 형태 도출 이전에 건축 형태를 규정짓는 자체의 논리이며, 유형 자체의 변화와 발전 과정을 갖는 체계적인 내적 구조체계이다. 본 논문에서 유형화는 전자의 개념을 사용하여 건축물을 형태, 기능, 공간론적 입장으로 분류하여 요소와 부분 및 건축물 전체와의 관계를 통해 건축물을 해석하기 위하여 활용하였다.

공공청사의 유형화를 통한 분석을 실시한 연구는 먼저 통시적 분석 연구로서 Hyun & Choi(2021)에서는 일제 강점기, 해방 이후, 지방자치체 이후로 나누어 총 20개의 공공청사시설의 공간구조 특성을 분석하였다. 공시적 분석 연구로서 Hyun & Lee(2020)에서는 총 6개의 공공청사를 분석하여 저층부 공간구조에 따라 조닝형, 분리형, 통합형으로 유형화하였다.

건축에서 기계학습을 사용하여 유형화한 연구는 Hong & Lee(2022)가 k-means 클러스터링을 이용하여 부정형 필지를 유형화하였고, Kwon, Kwon, & Jung(2020)은 기계학습 기법 중 하나인 k-modes 클러스터링을 활용하여 절도 범죄를 유형화한 후, 토지이용과 유형별 절도 범죄의 상관성을 분석하였다. 이처럼 기계학습을 이용하여 건축 분야에서 객관적인 유형화가 가능하다.

## 2.2 공공청사의 외관 및 외관 구성요소

「도시·군계획시설의 결정·구조 및 설치기준에 관한 규칙」에 따르면, 공공청사는 1. 공공업무를 수행하기 위하여 설치·관리하는 국가 또는 지방자치단체의 청사 2. 우리나라와 외교관계를 수립한 나라의 외교업무수행을 위하여 정부가 설치하여 주한외교관에게 빌려주는 공관 3. 교정시설(교도소·구치소·소년원 및 소년분류심사원에 한한다)이다. 본 연구에서는 1에 속하는 공공청사를 대상으로 분석하였다.

공공청사의 외관을 대상으로 하는 연구는 Oh, Kim, & Kim(2021), Ahn(2014), Cha & Park(2021) 등이 있다. 이 연구들에서 외피 및 표피 등으로 다양하게 표현되는 건축물의 요소에 연면적 및 건물의 높이와 같은 특성을 포함하여 건물 사진으로 나타나는 건물의 외적인 이미지를 본 연구에서는 외관으로 정의하였다.

먼저 Oh, Kim, & Kim(2021)에서는 그린리모델링을 고려하여 국가행정기관청사, 지방자치단체청사와 공기업청사 등 기존 업무시설 공공건축물의 대표 외피 유형을 도

출하였다. 이 연구에서는 국내 공공건축물이 유사한 외관 형태가 많아 유형 분석에 기반한 프리팹 외피 리모델링 시스템의 적용성이 높으며, 설계단계에서 기획 비용 및 기간 단축 등의 효과를 얻을 수 있다고 하였다. 이 연구에서 외피유형은 ‘입면 구성’, ‘개구부 유형’, ‘구조체 돌출형태’, ‘창면적비’, ‘외장재 시공법’ 5개 외피 특성으로 도출되었으며, 연면적 및 건물의 높이와 같은 건물 특성도 고려되었다. 이를 통해 공공건축물 중 국가행정기관청사와 지방자치단체청사의 대표 외피 유형으로 ‘입면 구성’은 좌우대칭, ‘개구부 유형’은 편치 창호와 수평창, ‘창면적비’는 50%를 도출하였다.

Ahn(2014)은 공공청사의 표피 디자인에 관하여 총 8개의 국내 및 해외 청사를 대상으로 분석하였다. 이 연구에서 표피 디자인은 건축물의 내부 공간을 둘러싸고 있는 외벽으로 정의되었으며, 표피 디자인이 건축의 구조와 형태를 표현하는 핵심 요소로 도시 이미지에 중요한 역할을 하고 있다고 보았다. 건축물에서의 표피는 공간의 내부를 둘러싸고 공간을 한정 짓는 막이며, 내력벽이나 기둥과 같은 구조체와 단순 입면의 외피로 나눌 수 있다고 하였다. 그리고 근대 이전의 건축물의 표피는 구조와 형태로 표현되었으나, 현대 건축에서는 단순히 내부를 보호하는 기능에서 벗어나 적극적으로 건축가의 의도를 전달하는 수단으로 부각되고 있다고 하였다. 또한, 건축 표피 디자인의 구성요소를 형태, 장식, 재료, 패턴, 색채 5가지로 나누어 특성을 분석하였는데, 해당 요소들의 구체적인 특징들은 Kim(1997)의 소규모 상업 공간에 있어서의 파사드의 구성에 관한 연구에서 차용되었다.

Cha & Park(2021)은 다양한 건축의 구성요소 중 가장 시지각적 인식도가 높은 외피 디자인을 중심으로 제주지역 건물의 외피 디자인에 나타나는 특징들을 분석하였다. 해당 연구에 따르면, 외피는 구조적 시스템으로서의 역할 뿐 아니라 내외부의 경계로서의 기능, 환경을 조절하는 기능, 이미지를 전달하는 매체로서의 기능을 가질 수 있는데, 연구에서는 그 중 건물의 이미지와 설계 의도를 전달하는 매체로서의 가치에 초점을 맞추었다. 외피 디자인 요소로는 형태, 재료, 색채, 구조, 매체를 기준으로 하였다. 공공청사 외관 선행연구의 외관 구성요소 및 상세 항목은 Table 1에 정리하였다.

## 2.3 건축 분야에서의 CNN 이미지 분석

건축에서 딥러닝 중 CNN을 통한 이미지 분석을 활용한 연구로 먼저 Yoshimura et al.(2019)에서는 여러 건축가의 건축물 사진을 CNN을 통한 이미지 인식 후 건축가간 시각적 유사성을 측정하여 분류하였다. 해당 연구에서는 건축물 사진을 CNN 모델에 학습시켜 각 건축가의 건축물 특성을 도출하고, 유사한 특성을 가진 일부 건축가들을 군집화하였다. Ahn(2021)은 딥러닝을 활용하여 아파트 단위평면을 분석하는 방법론을 개발하고, 이를 통하여 한국 아파트 단위평면 계획의 진화과정을 분석하였다. 이 연구에서는 전처리한 한국 아파트 단위평면 데이터셋을 CNN 모델에 학습시켜 5년 단위로 아파트 단위평면의 특

Table 1. Exterior elements by previous research

author	exterior elements	details
Oh, Kim, & Kim(2021)	facade composition	Regular, Vertical symmetry, Horizontal symmetry, Irregular
	type of opening	Punched window, Vertical window, Linear window, Curtain wall
	structure protruding pattern	Flat, Nonflat, R-shape, C-shape, I-shape, S-shape, F-shape, G-shape, B-shape
	window to wall ratio	30%, 50%, 70%, 90%
	construction method of exterior material	Dry, Wet
Ahn(2014), Kim(1997)	shape	skin, lattice, stacking, self-reliance, segmentation, opposition, memory, movement, compound
	ornament	canopy, fake beam, objet, signage
	material	stone, glass, brick, concrete, dryvit, tile, metal, wood
	pattern	horizontal, vertical, square grid, rectangular grid, mixed grid
	color	metallic, white, gray, brown, red, green, blue, black
Cha & Park(2021)	shape, color, media	material, structure, -

성을 도출하고, 유사한 계획 특성이 나타나는 단위평면 사례를 군집화하여 그 특성을 분석하였다. 이처럼 CNN을 이용하면, 건축 이미지를 학습시키고, 그 특성을 도출하여 분석에 활용할 수 있다.

### 3. 딥러닝 기반 외관 유형화 방법론

#### 3.1 공공청사 이미지 데이터셋 구축

먼저 본 연구에서는 딥러닝 모델 학습을 위해 공공청사의 외관 사진 데이터셋(dataset)을 구축하였다. 전국 279개의 공공청사를 대상으로, 포털 사이트 ‘구글’에 업로드된 이미지를 수집하였다. ‘구글’을 선택한 이유는 다음과 같다. ‘구글’은 많은 사람이 사용하는 검색 엔진의 하나로 방대한 양의 이미지 데이터를 보유하고 있으며, 이미지 검색 및 다운로드가 무료이다. 또한 ‘네이버’나 ‘다음’ 등의 다른 포털 사이트와 달리 외부 사이트의 이미지까지 모두 검색할 수 있어서 검색 결과의 폭이 넓다. 수집 날짜는 2023년 2월 27일부터 같은 해 3월 23일까지이며, 검색어는 ‘가평군청’과 같이 청사의 이름으로 하였고, ‘고성군청’이나 ‘동구청’과 같이 행정구역명이 중복되는 경우 앞에 지역을 추가하여 ‘강원 고성군청’, ‘대구 동구청’으로 이미지 검색을 수행하였다. 청사마다 400~600개의 이미지를 각 청사 이름의 폴더에 내려받은 후 필터링 과정을 거쳤다. 필터링 기준은 다음과 같다. 첫째, 외관과의 관련성이다. 청사 내부나 로고, 인물, 배경 사진 등 청사 외관과 관련도가 낮은 이미지들을 직접 확인하며 제거하는 작업을 거쳤다. 둘째, 정보량이다. CNN 모델이 다른

청사들과 구별되는 패턴을 충분히 학습할 수 있도록 공공청사의 외관이 전체적으로 포함된 구도의 이미지를 사용하였다. 이외의 기상 상황이나 촬영 시점 등의 조건은 이미지 인식에 영향을 주지 않을 것이므로 통제하지 않았다.

수집된 이미지는 각 청사당 7 ~ 77개의 이미지로 정리되었다. 따라서 이미지의 개수로 인한 학습의 차이가 발생하는 것을 방지하기 위해 데이터 증강 기법(data augmentation)을 사용하여 각 청사마다 100개의 이미지를 보유하도록 데이터를 구성하였다. 100개로 지정한 이유는 다음과 같다. 데이터셋의 적절한 이미지 개수는 CNN 모델마다 이미지마다 다르다. 이미지 개수가 너무 적은 경우, CNN 모델이 특징을 충분히 학습할 수 없고, 이미지 개수를 데이터 증강으로 너무 많이 늘리는 경우, 학습 데이터에 대해서는 오차가 감소하지만 실제 데이터에서는 오차가 증가하는 과적합(overfitting)이 발생할 수 있다. 본 논문에서는 수집된 이미지를 모두 활용하면서, CNN 모델의 정확도를 95%이상 확보할 수 있도록 이미지 개수를 100개로 조정하였다.

데이터 증강은 데이터셋의 크기와 품질을 향상시켜 과적합을 막고 더 나은 딥러닝 모델을 구축할 수 있도록 하는 기법이다(Shorten & Khoshgoftaar, 2019). 데이터 증강에는 가우시안 잡음(gaussian noise) 추가, 색 반전(color jitter), 흐림 효과(blur), 대비 효과(contrast), 반전 효과(flipping), 세그먼테이션(segmentation), 이미지 자르기(cropping), 전단 변형(shearing) 등 다양한 기법들이 있다. 이러한 기법들 가운데 본 연구에서는 색채나 비례 등 청사 외관의 특징을 조작하지 않는 기법을 선택하였다. 사용한 데이터 증강 기법은 0~10° 회전, 수직·수평 0~10% 이동, 50% 확률 좌우 반전 기법을 각각 랜덤으로 선택하여 조합하였다. 데이터 증강으로 생기는 여백 공간은 이미지 인식에 영향을 주지 않도록 RGB (0,0,0)의 패딩(padding)으로 채웠다. 패딩은 주로 출력 데이터의 크기를 조정할 목적으로 합성곱 연산 전에 입력 데이터 주변에 특정 값을 채우는 것을 말한다. CNN의 각 계층은 입력과 출력 데이터의 크기가 정해져 있고, 행렬곱 연산으로 분석이 진행되므로 입력 데이터인 이미지의 크기를 통일해야 한다. 각 사진의 크기가 다르므로 일괄적으로 정사각형의 비율로 조정하기 위해 이미지의 가로 혹은 세로 중 큰 쪽의 픽셀이 되도록 작은 쪽의 양측에 RGB (0,0,0)의 패딩(padding)으로 채웠다. Figure 1는 원본 이미지와 전처리 후 이미지의 예시이다. 이러한 전처리 작업을 통하여 각 청사마다 100개의 이미지, 공공청사 279개에 대해 총 27,900개의 이미지로 구성된 공공청사 데이터셋을 구축하였다.

#### 3.2 청사 이미지 특징 학습 모델 수립

본 연구에서는 공공청사의 다양한 이미지를 통해 각 청사 외관의 특징을 인식하여 추출하기 위해 딥러닝 모델 중 CNN을 활용하였다. CNN 특징 추출기를 이용하여 추출한 이미지의 특징(feature)을 유형화하면 해당 이미지

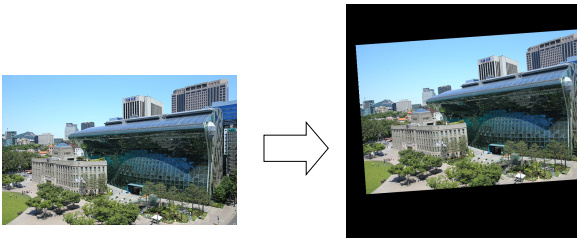


Figure 1. Data preprocessing

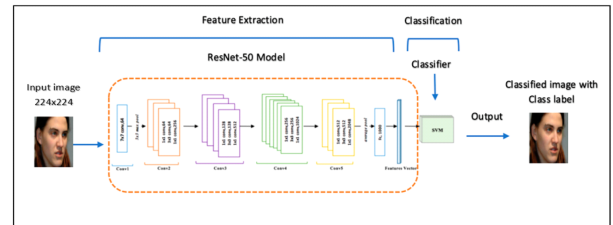


Figure 2. ResNet50 architecture(Chaurasia, 2020)

를 효과적으로 유형화할 수 있다(Guérin et al., 2018).

대한건축학회 건축용어사전에 따르면, 합성곱 신경망(CNN)은 필터링 기법을 인공신경망에 적용하여 이미지를 효과적으로 처리할 수 있는 심층 신경망 기법으로 행렬로 표현된 필터의 각 요소가 데이터 처리에 적합하도록 자동으로 학습되는 과정을 통해 이미지를 분류하는 기법이다. 입력 데이터인 이미지가 CNN의 계층을 거쳐 가면서 CNN 모델은 이 이미지의 간단한 특징부터 복잡한 특징으로 학습해나가고, 이를 이용해서 최종적으로 분류 작업을 수행한다(Gu et al., 2018). 공공청사 이미지를 이용하는 경우, CNN 모델은 하위 계층에서 이미지 일부분의 모서리나 직선과 같은 특징을 학습하고, 상위 계층으로 갈수록 전체적인 건물 패턴이나 형상을 학습한다. 마지막 계층에서는 분류 작업을 수행하여 분류 결과의 오차를 줄여나가는 과정을 통해 CNN 모델이 각 청사의 고유한 외관 특징을 인식하게 된다.

본 연구에서는 CNN 모델로 딥러닝 라이브러리 pytorch의 pre-trained ResNet50을 이용하였다. ResNet50은 50개 계층으로 구성된 CNN으로, RGB 이미지를 224×224×3 크기의 행렬로 입력받아, 1,000개의 범주로 분류하는 모델이다. 이 모델은 이미지 분류 문제 해결을 위하여 범주 주석이 달린 14,197,122개의 이미지로 구성된 규모가 큰 데이터(ImageNet)로 사전 학습(pre-trained)되었다. 사전 학습된 모델을 활용하면 적은 데이터로도 높은 정확도를 확보할 수 있다(Pan & Yang, 2010). pytorch의 이미지 분류 모델 중 사전 학습에 사용할 수 있는 모델로는 resnet, alexnet, vgg, squeezeNet, densenet, inception 등이 있다. 이 중 squeezeNet과 densenet은 resnet을 수정한 모델이고, 이를 제외한 4가지 모델은 이미지 분류에서 보편적으로 사용되는 CNN 모델이므로 그 중에서 정확도가 가장 높은 resnet을 사용하였다(Wani et al., 2020). 각 모델의 정확도는 Table 2에 나타났다. Figure 2는 ResNet50의 구조로, 224×224 크기의 이미지를 입력값으로 넣으면 50개의 계층을 통과하며 최종적으로 2,048개의 feature로 변환되어 이 값을 통해 분류 작업을 수행하는 것을 보여준다.

Table 2. Accuracy of CNN models

Model	Top-1 accuracy	Top-5 accuracy
AlexNet	0.625	0.86
VGG-16	0.715	0.901
Inception	0.782	0.941
ResNet-152	0.870	0.963

위의 모델을 활용하기 위해 입력 데이터인 이미지의 크기를 224×224로 조정하고, 최종 분류 계층의 출력 채널을 청사 수인 279로 조정하였다. 전처리된 27,900개의 이미지는 80:20의 비율로 나누어 훈련 및 검증 데이터셋으로 구축하였다. 딥러닝에서는 과적합을 방지하기 위해 전체 데이터를 훈련 및 검증 데이터셋으로 나누어, 훈련 데이터셋으로 모델을 훈련시키고, 검증 데이터셋으로 모델의 정확도를 측정한다. 훈련 데이터셋의 비율이 낮으면 학습 데이터가 충분하지 않을 수 있고, 비율이 높으면 과적합 가능성이 높아지므로 훈련 및 검증 데이터셋을 80:20의 비율로 나누는 것이 적절하다(Gholamy, Kreinovich, & Kosheleva, 2018). 본 연구에서 구축한 CNN 모델 훈련 결과, 검증 데이터셋은 96.71%의 정확도로 분류되었다. 모델 학습에는 google colab pro를 사용하였고, 약 7시간 소요되었다. google colab pro의 CPU는 Intel(R) Xeon(R) CPU @ 2.30GHz이며 RAM은 12.72GB, GPU는 T4 15GB를 사용하였다.

CNN 특징 추출기란 위와 같은 과정을 통해 CNN이 인식한 이미지의 특징(feature)을 추출하는 기법이다. 이 모델의 마지막 분류 계층은 2,048개의 feature를 입력값(input)으로 받아 279개의 청사로 분류를 수행하는 계층이다. 위의 훈련 과정을 거쳐 학습 완료된 모델에 청사 이미지 하나를 넣으면 이미지가 CNN의 각 계층을 통과하며 최종 분류 계층 직전에 2,048개의 feature로 변환된다. 즉, 이 2,048개의 feature가 CNN 모델이 인식하는 청사 이미지의 특징이다. 이 과정을 통해 27,900개 이미지 각각의 2,048개 feature를 추출하는 CNN 특징 추출기를 수립하였다. 이 2,048개 feature는 0.000388과 4.322632 사이의 실숫값으로, 2,048차원 상의 점이라고 볼 수 있다.

### 3.3 청사 유형화

앞의 모델을 통해 27,900개 청사 이미지의 2,048개의 feature를 추출할 수 있었다. 이후 각 청사의 이미지 100개의 feature의 평균값을 구하여 각 청사를 대표하는 하나의 feature(2,048차원 상의 점)를 구하였다. CNN 모델은 2,048개 feature로 이미지를 인식하여 분류하였고, 동일한 청사로 분류된 100개의 이미지들은 비슷한 feature를 갖는다. 이 100개의 2,048차원 상의 점의 중심은 그 청사 이미지를 대표한다고 볼 수 있으며, 그 중심이 feature의 평균값이다. 그 후 해당 값을 k-means 클러스터링을 통해 유형화하였다.

k-means 클러스터링은 주어진 데이터를 k개의 클러스

터로 묶는 알고리즘으로, 각 그룹의 중심점으로부터 해당 그룹에 속하는 데이터까지의 거리가 최소가 되는 그룹으로 나뉠 때까지 연산을 반복하여 비슷한 집단으로 묶어준다(Hong & Lee, 2022). k개의 중심점을 임의로 설정하고, 주어진 입력 데이터 각각이 가장 가까운 중심점의 그룹으로 묶인다. 그 후 각 그룹의 중심점을 다시 계산하고, 각 점을 그룹으로 묶는 작업을 반복하여, Figure 3에 나타난 것과 같이 군집화한다. 즉, i번째 클러스터의 중심점을  $\mu_i$ , 클러스터에 속하는 점의 집합을  $S_i$ 라고 할 때, 전체 분산은 (1)과 같이 계산되며 이 값을 최소화하는  $S_i$ 를 찾는 것이 알고리즘의 목표가 된다.

$$V = \sum_{i=1}^k \sum_{x_j \in S_i} |x_j - \mu_i|^2 \quad (1)$$

k-means 클러스터링은 간단하면서 구현이 쉽고 빠르며, 성능이 좋아서 유형화 작업에 널리 활용되고 있다(Kang, Jung, & Jang, 2017). 본 연구에서는 Python의 대표적인 기계학습 라이브러린 사이킷런(scikit-learn)에서 제공하는 k-means clustering 알고리즘을 이용하였다.

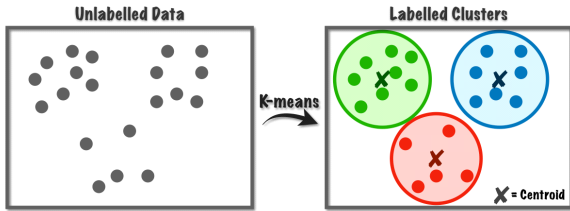


Figure 3. k-means clustering diagram(Jeffares, 2019)

k-means 클러스터링에서는 군집의 개수(k)를 사전에 설정해야 하고, 이 k에 따라 군집의 결과가 상이하다. 적절한 k값을 찾기 위해서는 다양한 방법 중에 elbow method를 사용하였다. elbow method는 각 k값에 대해 위의 (1)의 값인 WCSS(군집 내 제곱합)의 변화를 그래프로 작성하고 그래프가 꺾이는 지점의 k값을 이용하는 방법이다(Hong & Lee, 2022). elbow method를 활용하기 위해 Python의 라이브러리 중 yellowbrick의 KElbowVisualizer를 이용하였다.

#### 4. 분석 결과

##### 4.1 공공청사 유형 도출

먼저, k-means 클러스터링을 위한 최적의 k를 찾기 위해 elbow method를 활용한 분석을 수행하였다. 이러한 과정에서 k를 1부터 50까지 변화시키면서 총 1,000번의 그래프를 작성하였다. Figure 4는 elbow method 분석의 결과 그래프로 가로축은 k이며, 세로축은 WCSS이다. 점선으로 표시된 k는 elbow method를 통해 도출된 그래프가 꺾이는 지점의 k값이다. 1,000번의 수행 결과 100회 이상 도출된 k값은 12~15이었으며, k값이 12에서 15까지인 경우는 총 819회로 전체의 81.9%를 차지하였다. 각 k값이 도출된 횟수는 Table 3에서 찾아볼 수 있다.

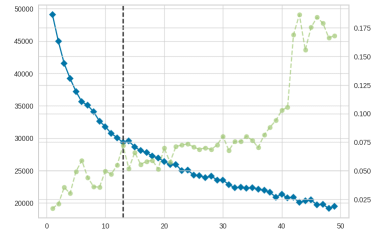


Figure 4. elbow method

Table 3. Determination on number of clusters

k	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
num	3	163	273	230	153	92	49	33	3	1

k-means 클러스터링의 가장 큰 단점은 초기 중심값의 영향을 많이 받는다는 것이다(Arthur & Vassilvitskii, 2007). 이를 개선하기 위해서 k-means 클러스터링을 1,000번 수행하고, 가장 WCSS값이 작은 결과를 선정하였다. 이렇게 도출된 결과도 매 1,000번의 수행마다 결과가 달라졌다. 이를 개선하기 위해서 1,000번의 클러스터링을 각 100번씩 하고, 100번의 클러스터링 결과에서 70번 이상 같은 클러스터로 분류된 청사들을 하나의 클러스터로 분류하였다.

위의 과정을 k가 12일 때부터 15일 때까지 수행하였다. 유형화 과정에서 하나의 클러스터에 4개 이하의 청사만 속해있는 경우는 하나의 유형으로 분류하기 어렵다고 판단하여 유형에서 제외하였다. 여러 클러스터에 동일한 청사가 중복되어 포함되는 경우 그 청사는 각 클러스터에 공통인 교집합 요소로 판단하여 해당 클러스터들을 하나의 유형으로 통합하였다. k가 12일 때부터 15일 때까지의 클러스터링 결과를 종합하여 최종적인 유형을 도출하였다. 이때, k가 12일 때부터 15일 때까지 네 개의 결과 중 둘 이상의 경우에서 공통으로 나타나는 유형을 최종 유형으로 확정하였다.

##### 4.2 공공청사 유형별 특징 분석

Table 4는 각 클러스터에 포함된 청사의 수와 이름, 그리고 대표 이미지를 나타낸 것이다. 대표 이미지는 각 유형의 2,048개 feature값의 평균인 중심점에 가장 가까운 두 점의 청사들로 선택하였다. 왼쪽의 이미지가 가장 중심점에 가까운 청사이고 오른쪽의 이미지가 중심점에 두 번째로 가까운 청사이다. 이를 상술하면, 클러스터 0에 해당하는 청사는 16개로, 대표 이미지는 대구 남구청과 처인구청이다. 클러스터 1에 해당하는 청사는 15개로, 대표 이미지는 서원구청과 흥성구청이다. 클러스터 2에 해당하는 청사는 14개로, 대표 이미지는 강동구청과 동대문구청이다. 클러스터 3에 해당하는 청사는 19개로, 대표 이미지는 광주광역시청과 전라남도청이다. 클러스터 4에 해당하는 청사는 15개로, 대표 이미지는 의성군청과 강북구청이다. 클러스터 5에 해당하는 청사는 25개로, 대표 이미지는 울산 남구청과 완산구청이다. 클러스터 6에 해당하는 청사는 32개로, 대표 이미지는 보령시청과 영월군

Table 4. Result of K-means clustering

Cluster	Number of Buildings	Buildings	Representative Images
0	16	Gapyeong-gun Office, Gwonseon-gu Office, Daegu Nam-gu Office, Michuhol-gu Office(Incheon Nam-gu Office), Busan Buk-gu Office, Busan Seo-gu Office, Busan Jung-gu Office, Sujeong-gu Office, Yeosu City Hall, Yeoncheon-gun Office, Yeongtong-gu Office, Ulleung-gun Office, Jangseong-gun Office, Jeonju City Hall, Cheoin-gu Office, Hamyang-gun Office	
1	15	Gangnam-gu Office, Deokjin-gu Office, Masan Hapcho-gu Office, Manan-gu Office, Seowon-gu Office, Asan City Hall, Yeonggwang-gun Office, Yeongdong-gun Office, Uljin-gun Office, Uiwang City Hall, Incheon Jung-gu Office, Jeungpyeong-gun Office, Hongseong-gun Office, Cheorwon-gun Office, Daedeok-gu Office	
2	14	Gangdong-gu Office, Gyeongsangnam-do Provincial Government Western Office, Gyeongyang-gu Office, Dongdaemun-gu Office, Dongjak-gu Office, Bupyeong-gu Office, Siheung City Hall, Yangsan City Hall, Yangcheon-gu Office, Yeonsu-gu Office, Yeonje-gu Office, Yuseong-gu Office, Jongno-gu Office, Jinju City Hall	
3	19	Gangneung City Hall, Gyeonggi-do Provincial Government Office, Pohang Buk-gu Office, Gwangju Metropolitan City Hall, Gijang-gun Office, Daegu Jung-gu Office, Daejeon City Hall, Dobong-gu Office, Busan Jin-gu Office, Busan City Hall, Seoul Jung-gu Office, Seongdong-gu Office, Seongbuk-gu Office, Yongin City Hall, Ulsan City Hall, Jeollanam-do Provincial Government Office, Jeollabuk-do Provincial Government Office, Pohang City Hall, Geumcheon-gu Office	
4	15	Gangbuk-gu Office, Goesan-gun Office, Damyang-gun Office, Donghae City Hall, Muan-gun Office, Boeun-gun Office, Bundang-gu Office, Suseong-gu Office, Uiseong-gun Office, Jincheon-gun Office, Changwon City Hall, Hoengseong-gun Office, Yangyang-gun Office, Wando-gun Office, Pyeongchang-gun Office	
5	25	Gangseo-gu Office, Gochang-gun Office, Gwangsan-gu Office, Gwangju Dong-gu Office, Gwangju Seo-gu Office, Gunsan City Hall, Nowon-gu Office, Dalseo-gu Office, Daegu City Hall, Dongan-gu Office, Mokpo City Hall, Songpa-gu Office, Yeongdo-gu Office, Wansan-gu Office, Ulsan Nam-gu Office, Ulsan Dong-gu Office, Jeongeup City Hall, Jungwon-gu Office, Cheongwon-gu Office, Chungju City Hall, Samcheok City Hall, Andong City Hall, Goheung-gun Office, Ilsan Seo-gu Office, Gunpo City Hall	
6	32	Goseong-gun Office (Gangwon-do), Gangjin-gun Office, Gyeongsangbuk-do Provincial Government Office, Guro-gu Office, Namwon City Hall, Miryang City Hall, Boryeong City Hall, Yecheon-gun Office, Eumseong-gun Office, Incheon City Hall, Jangheung-gun Office, Hadong-gun Office, Hapcheon-gun Office, Hwasun-gun Office, Jinhae-gu Office, Yeosu City Hall, Naju City Hall, Gyeonggi-do Provincial Government Northern Office, Bonghwa-gun Office, Gongju City Hall, Yeongwol-gun Office, Danyang-gun Office, Seochon-gun Office, Jeongseon-gun Office, Jeju Special Self-Governing Province Office, Hongcheon-gun Office, Gumi City Hall, Anseong City Hall, Gunwi-gun Office, Ulsan Jung-gu Office, Mungyeong City Hall, Daejeon Jung-gu Office	
7	17	Gangwon State Office, Geoje City Hall, Goseong-gun Office (Gyeongsangnam-do), Gyeongsangnam-do Provincial Government Office, Gyeongsan City Hall, Gyeryong City Hall, Dongnae-gu Office, Masan Hoewon-gu Office, Suyeong-gu Office, Yangpyeong-gun Office, Yeongdeok-gun Office, Jungnang-gu Office, Cheongdo-gun Office, Paldal-gu Office, Changnyeong-gun Office, Ansan City Hall, Uiryeong-gun Office	
8	22	Geochang-gun Office, Gurye-gun Office, Guri City Hall, Geumjeong-gu Office, Gimpo City Hall, Namdong-gu Office, Daejeon Dong-gu Office, Dongnam-gu Office, Mapo-gu Office, Sangdang-gu Office, Seogwipo City Hall, Seoul City Hall, Seocho-gu Office, Seongju-gun Office, Suji-gu Office, Anyang City Hall, Yesan-gun Office, Ulju-gun Office, Uichang-gu Office, Chuncheon City Hall, Chilgok-gun Office, Heungdeok-gu Office	
9	37	Gwangju City Hall (Gyeonggi-do), Gwanak-gu Office, Giheung-gu Office, Dangjin City Hall, Deokyang-gu Office, Boseong-gun Office, Busan Gangseo-gu Office, Busan Nam-gu Office, Busan Dong-gu Office, Buan-gun Office, Sacheon City Hall, Sangnok-gu Office, Seodaemun-gu Office, Seongnam City Hall, Seongsan-gu Office, Suwon City Hall, Sinan-gun Office, Yangju City Hall, Osan City Hall, Ongjin-gun Office, Yongsan-gu Office, Ulsan Buk-gu Office, Wonju City Hall, Icheon City Hall, Ilsandong-gu Office, Imsil-gun Office, Jangan-gu Office, Cheonan City Hall, Chungcheongnam-do Provincial Government Office, Hanam City Hall, Hampyeong-gun Office, Wanju-gun Office, Dalseong-gun Office, Sejong City Hall, Hwaseong City Hall, Namyangju City Hall, Pyeongtaek City Hall	
10	26	Pohang Nam-gu Office, Goyang City Hall, Geumsan-gun Office, Namhae-gun Office, Nonsan City Hall, Muju-gun Office, Buyeo-gun Office, Suncheon City Hall, Yeongdeungpo-gu Office, Cheongyang-gun Office, Tongyeong-gun Office, Gwacheon City Hall, Gimhae City Hall, Yeongam-gun Office, Taebaek City Hall, Hwacheon-gun Office, Chungcheongbuk-do Provincial Government Office, Gimje City Hall, Seosan City Hall, Gwangju Buk-gu Office, Incheon Seo-gu Office, Gwangjin-gu Office, Yanggu-gun Office, Gwangmyeong City Hall, Daegu Dong-gu Office, Sancheong-gun Office	
11	16	Gyeongju City Hall, Goryeong-gun Office, Gwangyang City Hall, Sangju City Hall, Sokcho City Hall, Uijeongbu City Hall, Iksan City Hall, Jecheon City Hall, Cheongju City Hall, Haman-gun Office, Haeundae-gu Office, Daegu Buk-gu Office, Daegu Seo-gu Office, Sunchang-gun Office, Gokseong-gun Office, Yeongcheon City Hall	

청이다. 클러스터 7에 해당하는 청사는 17개로, 대표 이미지는 수영구청과 청도군청이다. 클러스터 8에 해당하는 청사는 22개로, 대표 이미지는 금정구청과 성주군청이다. 클러스터 9에 해당하는 청사는 37개로, 대표 이미지는 성남시청과 양주시청이다. 클러스터 10에 해당하는 청사는 26개로, 대표 이미지는 영암군청과 부여군청이다. 클러스터 11에 해당하는 청사는 16개로, 대표 이미지는 상주시청과 광양시청이다. 어느 유형에도 속하지 않는 청사는 총 25개로, 강화군청, 광주 남구청, 김천시청, 단원구청, 대전 서구청, 동두천시청, 부천시청, 사상구청, 사하구청, 서북구청, 영양군청, 영주시청, 옥천군청, 은평구청, 인제군청, 인천 동구청, 장수군청, 제주시청, 진도군청, 진안군청, 청송군청, 태안군청, 파주시청, 포천시청, 해남군청이 있다.

### 5. 결과 해석 및 논의

#### 5.1 유사도 기반 특징 분석

클러스터 간 유사도를 비교하기 위하여 클러스터의 중심 간 거리를 구하였다. k-means 클러스터링에서의 유사도로는 유클리드 거리를 사용할 수 있다(Irani, Pise, & Phatak, 2016). 중심 간 거리는 10.05에서 16.39까지의 값을 가지며 이를 시각화하여 Figure 5에 나타냈다. 중심 간 거리가 작을수록 유사하다.

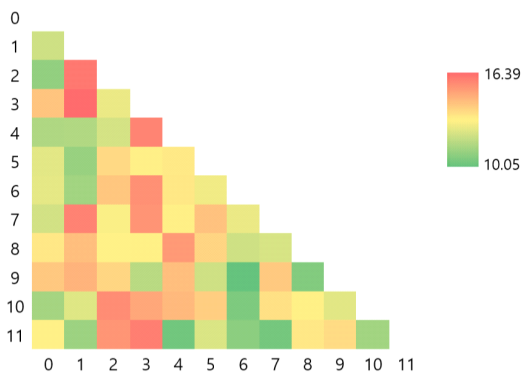


Figure 5. Distance between Clusters

클러스터 간 유사도를 직관적으로 나타내기 위해 각 클러스터를 다차원 척도법으로 분석하여 2차원으로 Figure 6에 표현하였다. 다차원 척도법(Multi-dimensional scaling, MDS)은 데이터 속 개체 간의 거리 행렬을 통해 파악한 개체 간의 유사성 또는 비유사성을 바탕으로 이들 간의 관계 구조를 2차원 또는 3차원 공간상의 점으로 표현하는 통계 데이터 분석 기법이다. 유사한 클러스터 간 거리가 가깝게 표현된다.

유사한 클러스터끼리 비교하여 딥러닝 모델이 수립한 분류체계를 유추할 수 있다. 유사하지 않은 클러스터 간에는 구별되는 차이점이 많아 명확한 분류기준을 유추하기 어려우나, 유사한 클러스터를 비교하면 가장 명확한 차이점을 도출해내기 쉽다. 가장 유사한 클러스터부터 비교하여 모든 클러스터를 최소 한 번 이상 구분할 때까지

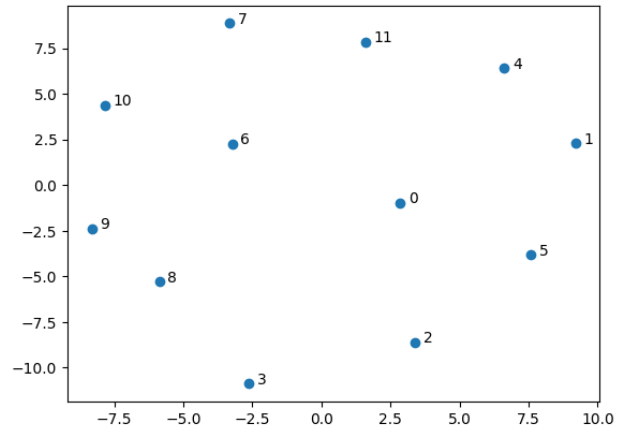


Figure 6. Relationship between clusters in 2-Dimension

분석하였다.

먼저 클러스터 6과 클러스터 9를 비교하면 가장 큰 차이점은 지붕의 유무이다. 클러스터 6은 지붕 구조가 뚜렷하게 나타난다. 다음으로 클러스터 4와 클러스터 11을 비교하면 클러스터 4의 입면 패턴은 가로로 긴 직사각형 그리드로 구성되어있으나, 클러스터 11은 수평선이 강하게 나타났다. 클러스터 7과 클러스터 11을 비교하면 클러스터 7의 입면 패턴은 정사각형 그리드로 구성되어있으나, 클러스터 11은 수평선으로 구성되어있다. 클러스터 6과 클러스터 10을 비교하면 클러스터 6은 대체로 외장재로 석재를 사용하여 흰색 또는 회색으로 나타나지만, 클러스터 10은 벽돌을 사용하여 붉은색으로 나타난다. 클러스터 8과 클러스터 9를 비교하면 클러스터 8은 외장재로 석재와 유리를 혼합하여 사용하여 흰색과 푸른색이 섞여서 나타나지만, 클러스터 9는 유리 커튼월로 구성되어 푸른색이 두드러지게 나타난다. 클러스터 6과 클러스터 11을 비교하면 클러스터 6은 클러스터 11과 달리 지붕 구조를 가진다. 클러스터 0과 클러스터 2를 비교하면 클러스터 0의 입면 패턴은 수직선이 두드러지게 나타나지만, 클러스터 2는 정사각형 그리드로 구성되어있다. 클러스터 1과 클러스터 5를 비교하면 클러스터 1은 저층형으로 가로가 긴 1:3 이상의 비례를 갖지만, 클러스터 5는 중층형으로 1:1.5~2 정도의 비례를 가진다. 클러스터 1과 클러스터 11을 비교하면 클러스터 1은 입면에 돌출이 없는 반면에 클러스터 11은 입면 중 좌우 및 상단이 돌출되어있다. 클러스터 1과 클러스터 6을 비교하면 클러스터 6의 지붕 구조가 두드러지게 나타난다. 클러스터 10과 클러스터 11을 비교하면 클러스터 10은 외장재로 벽돌을 사용하였고, 클러스터 11은 석재를 사용하였다. 클러스터 0과 클러스터 10을 비교하면 마찬가지로 클러스터 10의 벽돌 마감이 두드러지게 나타난다. 클러스터 0과 클러스터 4를 비교하면 클러스터 0의 입면 패턴은 수직선이 두드러지게 나타나지만, 클러스터 4는 가로로 긴 직사각형 그리드로 구성되어있다. 클러스터 1과 클러스터 4를 비교하면 클러스터 1의 입면 패턴은 수평선이 강하게 나타났으나, 클러스터 4는 가로로 긴 직사각형 그리드로 구성되어있다. 클러스터 3과 클러스터 9를 비교하면 클러스터 3은

고층형으로 세로가 긴 비례를 갖지만, 클러스터 9는 중층형으로 가로가 긴 비례를 가진다.

위의 비교를 종합해보면 클러스터 6의 독특한 지붕 구조를 제외하고, 입면 패턴·재료·높이·입면 돌출을 기준으로 분류할 수 있었다. 입면 패턴으로는 수직선, 수평선, 가로로 긴 직사각형 그리드, 정사각형 그리드로 구분되었고, 재료는 석재, 벽돌, 유리가 사용되었다. 높이는 저층형, 중층형, 고층형으로 구분되었고, 입면 돌출은 좌우 및 상단이 돌출되거나 돌출되지 않은 평면적인 입면이 나타났다. 이 분류체계를 이용해서 각 클러스터의 특징을 분석하여 Table 5에 정리하였다.

Table 5. Features of clusters by similarity

No.	building heights	pattern	material	other
0	low	vertical	stone	protrusion
1	low	horizontal	stone	-
2	mid	square grid	stone	-
3	high	irregular	glass	-
4	low	rectangular grid (horizontal)	stucco	-
5	mid	horizontal	stone	-
6	low	irregular	stone	roof
7	low	square grid	stone	-
8	mid	vertical	stone	-
9	mid	horizontal	glass	-
10	low	irregular	brick	-
11	low	horizontal	stone	protrusion

위의 유형학적 분석을 통해 알 수 있는 점은 높이가 저층형인 클러스터가 12개 중 7개로 가장 큰 비율을 차지하였다는 것이다. 패턴은 여러 가지로 다양하게 나타났으며, 비정형 패턴의 클러스터가 4개로 비교적 많이 보였다. 재료는 12개의 클러스터 중 8개의 클러스터가 석재로 마감하여, 석재가 가장 보편적으로 사용되는 재료임을 알 수 있었다.

다음으로는 대표성을 확인해보기 위하여 각 청사에 대해 다른 모든 청사와의 거리의 합을 구하였다. 해당 값이 가장 작은 팔달구청이 다른 청사들과의 유사도가 가장 높은 청사이며, 가장 보편적인 특징을 가진 청사라 볼 수 있다. 팔달구청 외관 이미지는 Figure 7과 같다. 해당 청사의 특징을 살펴보면 저층형이고, 여러 리듬이 혼합된 비정형 패턴을 보인다. 또한 석재로 마감하였고 입면의 일부가 돌출된 것을 볼 수 있다. 따라서 앞서 도출했던 보편적인 특징인 저층부, 비정형 패턴, 석재 마감을 모두 가지고 있으며, 일부 유형에서 나타났던 입면의 돌출도 볼 수 있었다.

5.2 유형별 특징 분석 체계 비교

선행연구의 분류 체계와 본 연구 결과에서 사용된 유형별 특징 분석 체계를 비교하였다. 분석 기준은 공공청사의 외관 디자인 요소를 분석한 선행연구를 정리하여 총 4개로 도출하였다. 분석 기준 4개는 다음과 같다. 먼저, Oh, Kim, & Kim(2021)의 ‘입면 구성’, ‘개구부 유형’ 및 ‘구조체 돌출형태’는 Ahn(2014)과 Kim(1997)의 ‘패턴’으로 대체할 수 있다. 개구부와 구조체 돌출로 입면의 패



Figure 7. Paldal-gu Office

턴이 결정되는데, ‘입면 구성’의 [규칙]은 ‘패턴’의 [정방형 그리드]로, [좌우대칭]은 [수평선] 혹은 [장방형 그리드(수평)]로, [상하대칭]은 [수직선] 혹은 [장방형 그리드(수직)]로, [불규칙]은 [혼합형 그리드]로 대체할 수 있다. ‘개구부 유형’의 [핀치 창호]는 [정방형 그리드], [장방형 그리드], [혼합형 그리드] 중 하나로, [수직창]은 [수직선]으로, [수평창]은 [수평선]으로 대체할 수 있으며, [커튼월]도 각각의 패턴이 나타난다. ‘구조체 돌출형태’는 먼저 [Flat]과 [Nonflat]은 ‘패턴’에 영향을 주지 않는 요소이므로 생략할 수 있고, [R(Rectangle)]과 [C(Channel)], [F(Fork)]는 [혼합형 그리드]로, [I]는 [수직선]으로, [S(Stepped)]와 [B(Bar)]는 [수평선]으로, [G(Grid)]는 [정방형 그리드]로 대체할 수 있다. Oh, Kim, & Kim(2021)의 ‘외장재 시공법’은 [습식]과 [건식]만으로 분류하였으므로, Ahn(2014), Kim(1997) 및 Cha & Park(2021)의 ‘재료’로 세분화하여 나타낼 수 있다. 본 연구의 공공청사 외장재 재료는 대표적으로 [석재], [유리], [벽돌] 및 [스타코]로 구성되었다. Ahn(2014), Kim(1997) 및 Cha & Park(2021)의 ‘형태’는 주관적인 표현이 많아 그대로 적용하는 것이 불가능하여, Oh, Kim, & Kim(2021)의 높이나 연면적과 결합하여 건물의 전체적인 비례를 포함한 [가로 장방형], [세로 장방형] 및 [비정형]의 ‘형태’로 정리하였다. Oh, Kim, & Kim(2021)의 WWR(Window to Wall Ratio)은 창면적비로, [30%], [50%], [70%], [90%]를 동일하게 사용하였다. Ahn(2014)과 Kim(1997)의 ‘장식’과 Cha & Park(2021)의 ‘구조’ 및 ‘매체’는 일부 건축물에 한정된 요소로 생략하였다. ‘색채’의 경우 대부분 재료의 색을 따라갔으며, 독립적인 색채를 활용한 건축물도 일부이므로 생략하였다. 선행연구를 종합하여 도출한 4개 외관 디자인 요소는 Table 6과 같다.

Table 6. Exterior elements

exterior elements	details
shape	horizontal rectangle, vertical rectangle, irregular
pattern	horizontal, vertical, square grid, rectangular grid, mixed grid
material	stone, glass, brick, stucco
window to wall ratio	30%, 50%, 70%, 90%

위의 분석 기준을 바탕으로 각 클러스터를 분석한 결과는 Table 7과 같다.

Table 7. Features of clusters by prior research

No.	shape	pattern	material	WWR
0	horizontal rectangle	vertical	stone	30%
1	horizontal rectangle	horizontal	stone	30%
2	horizontal rectangle	square grid	stone	50%
3	vertical rectangle	irregular	glass	70%
4	horizontal rectangle	rectangular grid (horizontal)	stucco	50%
5	horizontal rectangle	horizontal	stone	50%
6	horizontal rectangle	irregular	stone	50%
7	horizontal rectangle	square grid	stone	30%
8	irregular	vertical	stone	70%
9	irregular	horizontal	glass	90%
10	horizontal rectangle	irregular	brick	30%
11	horizontal rectangle	horizontal	stone	30%

선행연구의 공공청사 외관 디자인 요소를 기준으로 각 클러스터를 분석하였을 때, 겹치는 항목 없이 구분되었다. 선행연구의 분류체계를 통해 알 수 있는 사실로는 먼저 형태에서 가로 장방형 건물이 12개의 클러스터 중 9개로 가장 큰 비율을 차지하고 있다. 패턴은 모든 유형의 패턴이 비슷한 비율로 나타났다. 재료는 석재 마감의 비중이 높았고, 일부 유리 커튼월과 벽돌, 스타코를 사용한 유형이 있었다. 창면적비의 경우 70%~90%의 유형이 3개로, 많은 건축물의 창면적비가 50% 이하로 적은 것으로 나타났다.

딥러닝을 통해 추출한 외관의 특징이 기존 선행연구에서 분석한 외관 디자인 요소와 비슷한 기준을 가지고 있다고 볼 수 있다. ‘형태’는 5.1의 ‘비례’와 비슷한 기준이라고 볼 수 있고, ‘패턴’과 ‘재료’는 두 분류체계에 모두 나타났다. 차이점은 ‘창면적비’와 5.1의 지붕 구조 혹은 입면의 돌출이었다.

## 6. 결론 및 의의

본 연구는 딥러닝의 한 유형인 CNN을 활용하여 외관 이미지를 기준으로 전국 공공청사를 k-means 클러스터링이라는 기계학습 기법을 통해 12개의 클러스터로 유형화하였다. 정량적인 유형화 결과를 토대로 각 클러스터 간의 유사도를 활용하여 클러스터별 특징을 분석하였다. 또한 딥러닝을 활용한 유형화와 선행연구의 공공청사 외관 요소 기준을 비교 분석하여 본 연구의 방법론을 검증하였다.

본 연구의 한계로는 첫째, 데이터셋 구축에서의 한계점이다. 본 연구에서는 공공청사 이미지 원본 개수의 차이가 최소 7개에서 최대 77로 상당히 커서 딥러닝의 학습에 영향을 미쳤을 것이다. 특히 이미지가 너무 적은 표본

의 경우 데이터 증강을 이용하여도 과적합 되거나 충분히 특징을 학습하지 못했을 가능성이 있다. ‘구글’ 이외의 포털 사이트의 이미지나 로드뷰 이미지, 또는 직접 기준을 정해 촬영한 이미지 등을 추가로 활용한다면 이런 한계점을 개선할 수 있다. 또한 데이터셋 구축 중 이미지를 필터링 기준이 명확하지 않다는 한계가 있다. k-means 클러스터링은 다른 대부분의 데이터와 비교했을 때 멀리 떨어져 있는 데이터인 이상값에 민감한데, 필터링으로 인해 이상값을 변화시켜 데이터셋 구축에 영향을 주게 된다. 둘째, 딥러닝 모델의 유형화 기준을 정확히 판단할 수 없다는 점이 있다. 딥러닝 모델은 다층 비선형 구조로 블랙박스과 같이 의사 결정 과정을 인간이 확인할 수 없다(Buhrmester, Munch, & Arens, 2021). 본 연구에서는 유사도를 기반으로 딥러닝 모델의 유형화 기준을 추론하였으나, 실제 기준과 동일한지 확인할 수 없다.

본 연구에서 개발한 유형화 방법론은 공공청사 이외에 다양한 건축 유형에도 적용할 수 있다. 특히 유형화할 대상의 수가 많을수록 유용하다. 본 연구에서 공공청사의 유형화를 통해 도출한 결과는 공공청사 현황 분석에 활용되는 기초 연구로서 의의가 있다. 본 연구에서는 유사도를 기반으로 한 분석 방법을 제시하였지만, 이외에 다양한 유형학적 분석을 통해 공공청사 관련 통시적 및 공시적 연구를 수행하는 데도 활용될 수 있다. 유형은 수많은 규범적인 아이디어들과 연관된 전형적인 결과물의 이미지를 제공하는 규범적 역할을 한다. 건축가의 중요한 역할은 건물의 규범적 패턴을 비판하고, 관행적인 건축에 대한 대안을 개발하는 것이다. 이러한 역할에서, 건축가는 규범적 패턴과 그것을 분석하는 방식을 인식하고 있어야 한다(Franck & Schneekloth, 2012). 따라서 유형화는 건축 설계에 중요한 의미를 가지며, 본 연구의 결과를 통해 유지 관리 및 신축과 가이드라인을 설정하는 과정에 기여할 수 있다.

본 연구 이후에 데이터셋을 객관적이고 합리적인 방법으로 구축할 수 있는 방법을 적용한 연구가 이루어지길 기대한다. 또한 향후 딥러닝의 판단기준을 규명하는 기술이 실현되어 이를 적용한다면, 공공청사의 외관 특성에 대한 정확한 분석이 가능할 것이다. 이러한 맥락에서 공공청사 유형화의 원인을 분석하는 후속 연구가 이루어지길 기대한다.

## REFERENCES

- Ahn, E. (2021). An analysis on the evolution of Korean apartment unit plans using deep learning. *Journal of the Architectural Institute of Korea*, 37(10), 13-22.
- Ahn, J. K. (2014). Study on images of a city and surface design of public office buildings. *Journal of Cultural Product & Design*, 37(0), 81-90.
- Archisoup (2017). Understanding building typology. Retrieved April 2, 2023 from <https://www.archisoup.com/understanding-building-typology>

4. Arthur, D., & Vassilvitskii, S. (2007). K-means++: the advantages of careful seeding. *In Proceedings of the eighteenth annual ACM-SIAM symposium on Discrete algorithms (SODA '07)*. Society for Industrial and Applied Mathematics, USA, 1027 - 1035.
5. Buhrmester, V., Münch, D., & Arens, M. (2021). Analysis of explainers of black box deep neural networks for computer vision: A survey. *Machine Learning and Knowledge Extraction*, 3(4), 966-989.
6. Cha, H. C., & Park, C. M. (2021). A study on the expressive technique of government office design considering locality - focused on "Winner of Architectural Competition" in Jeju-do -. *Journal of the Architectural Institute of Korea*, 37(7), 33 - 42.
7. Chaurasia, A. (2020). Exploring ResNets with W&B. Retrieved July 6, 2023 from <https://wandb.ai/site/articles/exploring-resnets-with-w-b>
8. Choi, H. Y., Choi, Y. K., & Jeon, Y. H. (2014). A study on the publicness of atrium space in government office - focused on the evaluation of publicness and deduction of design elements -. *Journal of the Korean Institute of Culture Architecture*, 46, 93-100.
9. Choi., Y. K., & Hyun, C. Y. (2011). A study on the evolution of the spatial organization appeared in local government buildings in Korea. *Journal of the Korean Institute of Interior Design*, 20(6), 36-43.
10. Franck, K. A., & Schneekloth, L. H. (2012). *Ordering Space: Types in Architecture and Design*, Nanam,
11. Gholamy, A., Kreinovich, V., & Kosheleva, O. (2018). Why 70/30 or 80/20 relation between training and testing sets: A pedagogical explanation. *International Journal of Intelligent Technologies and Applied Statistics*, 11(2).
12. Gu, J., Wang, Z., Kuen, J., Ma, L., Shahroudy, A., Shuai, B., Liu, T., Wang, X., Wang, G., Cai, J., & Chen, T. (2018). Recent advances in convolutional neural networks, *Pattern Recognition*, 77, 354-377.
13. Guérin, J., Gibaru, O., Thiery, S., & Nyiri, E. (2018). CNN features are also great at unsupervised classification. *Ithaca: Cornell University Library*, arXiv.org.
14. Hong, S. J., & Lee, Y. S. (2022). Typification of irregular shaped land parcels using machine learning. *Journal of the Architectural Institute of Korea*, 38(3), 189-198.
15. Hyun, C., & Lee, J. (2020). A study on the characteristic of spatial structure of government buildings by types. *Journal of the Korea Institute of the Spatial Design*, 15(7), 319-328.
16. Hyun, C. Y., & Choi., Y. K. (2021). A chronological analysis of spatial structure in Korean government buildings through space syntax. *KIEAE Journal*, 21(2), 103-112.
17. Irani, J., Pise, N., & Phatak, M. (2016). Clustering techniques and the similarity measures used in clustering: A survey. *International Journal of Computer Applications*. 134. 9-14.
18. Jeffares, A. (2019). K-means: A complete introduction. *Towards Data Science*. Retrieved July 6, 2023 from <https://towardsdatascience.com/k-means-a-complete-introduction-1702af9cd8c>
19. Kang, E. J., & Choi, S. H. (2014). A study on the planning characteristics & improvement of citizen cultural space in public building in terms of cultural administration - focused on the cases since 2000's -. *Korean Institute of Interior Design Journal*, 23(2), 174 - 181.
20. Kang, M. S., Jung, Y. G., & Jang, D. H. (2017). A study on the search of optimal aquaculture farm condition based on machine learning. *The Journal of the Institute of Internet, Broadcasting and Communication*, 17(2), 135-140.
21. Kim, C. S., Dong, J. U., & Lee, H. R. (2013). Design criteria for effective public building construction process. *Journal of The Korean Digital Architecture Interior Association*, 13(1), 43-53.
22. Kim, J. H. (1997). A study on the composition of facade in the small commercial buildings, *Journal of the Korean Institute of Interior Design*, (13), 181-186.
23. Kim, J. M., & Kim, D. J. (2014). Typology as form generating process in contemporary architecture. *Journal of the Korean Institute of Interior Design*, 23(5), 3-13.
24. Kwon, N. Y., Kwon, E., & Jung, S. (2020). A study on the classification of theft using k-modes clustering - focused on correlation between land use and types of theft -. *Journal of the Architectural Institute of Korea*, 36(8), 81-90.
25. Lee, H. (2022). Post-authoritarian design of public offices - focused on the plaza and facade of metropolitan city halls that emerged after local autonomy -. *Journal of the Architectural Institute of Korea*, 38(7), 127-138.
26. Oh, J. H., Kim, H. G., & Kim, S. S. (2021). Development of representative envelope types in existing public building for green remodeling. *Journal of the Architectural Institute of Korea*, 37(12), 277-284.
27. Pan, S. J., & Yang, Q. (2010). A survey on transfer learning. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 22(10), 1345-1359.
28. Ryu, H. (2019). A case study on space design characteristics of public buildings in Korea - focusing on citizen cultural space -. *Journal of the Korea Institute of the Spatial Design*, 14(1), 93-104.

29. Shorten, C., & Khoshgoftaar, T.M. (2019). A survey on image data augmentation for deep learning. *Journal of Big Data*, 6, 1-48.
  30. Wani, M. A., Bhat, F. A., Afzal, S., & Khan, A. I. (2020). Basics of supervised deep learning. *Advances in Deep Learning, Studies in Big Data*, vol 57. Springer, 13-29
  31. Yoshimura, Y., Cai, B., Wang, Z., & Ratti, C. (2019). Deep learning architect: classification for architectural design through the eye of artificial intelligence. *Computers in Urban Planning and Urban Management for Smart Cities*, CUPUM 2019, 249-265
  32. Youm, C. H., & Lim, H. S. (2010). Establishment of architectural process design guideline for public office buildings, *auri*, 2010(2), 1-252.
- (Received Apr. 24, 2023/ Revised May 24, 2023/ Accepted Aug. 7, 2023)