

건물에너지 소비에 영향을 미치는 도시형태의 공간 영향력 분석*

Analyzing the Spatial Influence of Urban Form on Building Energy Consumption

이수진** · 송재민***

Lee, Sujin · Song, Jaemin

Abstract

Urban form affects the energy performance of buildings. Although the relationship between urban form and building energy consumption has been investigated, understanding regarding the most effective spatial boundary of urban form remains limited. Previous studies typically employ either arbitrary or administrative boundaries for analyzing urban form, whereas the effect of surrounding urban landscapes on building energy use is not fully investigated. This study aims to identify the spatial boundaries of urban form that affect building energy consumption, based on Seoul as a case study. The findings indicate that the respective urban-form feature imposes varying degrees of influence depending on the boundary considered. Furthermore, the combined relative importance of urban-form characteristics, shaped by both built and natural environments, constitute 20.87% of building energy use. This insight is crucial for the building sector's efforts in achieving greenhouse gas emission reduction targets. The study underscores the importance of integrated strategies that address both building-specific and broader urban-form characteristics.

주제어 건물에너지 소비량, 도시형태, 공간 영향력, 영향 범위, 기계학습

Keywords Building Energy Consumption, Urban Form, Spatial Influence, Impact Boundary, Machine Learning

1. 서론

1. 연구의 배경 및 목적

2015년 채택된 파리협정은 전 지구적 차원의 기후위기(Climatic Crisis) 문제 해결을 위해 2100년까지 지구 평균온도 상승을 1.5°C 이내로 억제하는 장기 목표를 설정하였다. 한국도 국제사회의 기후변화 저감 노력에 동참하기 위해 2050년까지 탄소중립 목표를 선포하였다(대한민국 정부, 2020). 한국의 탄소중립 달성을 위해서는 전체 온실가스 배출량의 약 24%를 차지하는 건물 부문에서

온실가스 배출량을 감축하는 것이 필수적이다. 현재 서비스 산업 성장으로 상업 건물에서의 전력소비가 급격히 증가하고 있으며, 1인 가구의 증가와 냉난방 전력 소비의 증가 등으로 인해 가정 부문 에너지 소비도 지속적으로 증가하고 있기 때문이다(산업통상자원부, 2019). 이에 정부는 건물 부문 온실가스배출을 2030년까지 32.8% 감축하는 목표를 설정하고(대한민국 정부, 2020), 이를 달성하기 위해 건물 부문 온실가스 저감 및 에너지 효율 향상에 주력하고 있다(서울특별시, 2021). 하지만 이와 같은 노력에도 불구하고 건물 부문의 전력 소비량과 1인당 에너지 소비량은 지속적으로 증가하고 있는 추세를 보이고 있다(한국전력거래소, 2023).

* 본 연구는 2024년도 중소벤처기업부의 기술개발사업 지원에 의한 연구임 [S3228479].

** Ph.D. Candidate, Graduate School of Environmental Studies, Seoul National University (First Author: sujan5@snu.ac.kr)

*** Professor, Graduate School of Environmental Studies, Seoul National University (Corresponding Author: jaemins@snu.ac.kr)

건물에너지 소비와 관련된 기존 연구에서는 건물의 기하학적 구조, 건축 재료, 공조시스템(Heating, Ventilation, Air Conditioning, HVAC) 등 건물의 물리적 특성을 주요 영향 요인으로 다루어 왔다(Hong et al., 2017; Zhang et al., 2018). 하지만, 최근 데이터 가용성의 증가로 인해 도시형태와 건물에너지 소비 간 관계를 실증하는 도시계획 부문의 연구가 증가하고 있다(Li et al., 2018).

이와 같이 건물에너지 소비에 있어 도시형태의 중요성을 논의하는 연구는 다수 진행되어 왔으나, 도시형태의 공간적 영향 범위에 대한 객관적인 논의는 부족하다. 기존 선행연구에서는 도시형태의 분석 공간 단위를 임의로 설정하거나, 행정 경계, 국지기후지대(Local climate zones, LCZ) 및 도보 이동 거리 등을 기준으로 사용하고 있다(Quan and Kim, 2023; Li et al., 2018; 이수진 외, 2019). 최근 이와 같은 임의적인 공간 범위 설정의 문제를 인식하여 도시형태의 영향 범위에 대한 연구(Ahn and Sohn, 2019)가 늘어나고 있으나 자연 및 인공적 주변 도시형태 특성을 통합적으로 다루는 연구는 매우 부족한 실정이다.

이와 같은 배경에서 본 연구는 거리 조락 회귀 선택 전략(A Distance Decay Regression Selection Strategy, ADDRESS) 방법을 활용하여 건물에너지 소비에 미치는 도시형태 특성의 영향 거리를 도출하고, 유의한 영향 거리를 고려하여 건물에너지 소비와 도시형태 특성 간 관계를 실증하는 것을 목적으로 한다. 건물에너지 소비와 주변 도시형태 특성 간의 관계를 이해하기 위해서 도시형태의 범위를 어디까지 고려할 것인가에 관한 영향 범위 설정이 중요하다. 왜냐하면 공간적 범위에 따라 모형 예측력 및 성능이 달라질 수 있기 때문이다(Reyna et al., 2016). 도시형태의 유효한 공간적 영향 범위 설정은 건물에너지와 도시형태 간의 관계를 보다 명확히 이해할 수 있도록 한다.

II. 선행연구 고찰

1. 도시형태 특성과 건물에너지 간 관계

도시형태가 건물에너지에 미치는 영향에 대한 연구는 다양한 분야에서 진행되어 왔다. 과거에는 건축학적 측면에서 건물의 물리적 특성이 건물에너지 소비에 미치는 영향을 분석한 연구(Balaras et al., 2007; Zhao and Magoules, 2012)가 주로 이루어졌는데, 최근에는 도시계획 및 설계 측면에서 도시형태 특성이 건물에너지 소비에 미치는 영향에 대한 연구가 늘어나고 있다(Ko, 2013; Quan and Li., 2021).

건물에너지 소비와 도시형태 간의 관계에 대한 논의는 Ratti et al.(2005)의 연구에서 본격적으로 시작되었다. Ratti et al.(2005)는 건물에너지 성능이 도시 기하학(Urban geometry), 건물 설계(Building design), 시스템 효율성(Systems efficiency), 점유

자 행위(Occupant behavior) 순으로 중요하다고 제시하였다. 이후 연구들에서는 건물에너지 소비에 영향을 미치는 건폐율 및 용적률(Quan et al., 2017; Woo and Cho, 2018), 층높이나 건물의 가중 평균 높이(Frampton et al., 2012; Qin et al., 2015) 등을 고려하였으며, 3차원적인 도시형태 요인이 미기후를 변화시켜 건물에너지 소비에 영향을 미치는 기작을 설명하고 있다. 또한, 토지피복 특성인 도로율 등 불투수성 토지피복이 외기 온도를 증가시켜 건물의 냉방에너지 소비를 증가시키는 것으로 나타났다(김기중·이창효, 2019). 하지만 도시형태 특성의 영향 정도 및 방향에 대한 결과는 연구에 따라 상이하게 나타났다. 예를 들어 건물밀도가 높아질수록 에너지효율이 증가(Quan and Li, 2021; Deb and Lee, 2018)하는 것으로 나타나기도 하고, 용적률이 일반적으로는 에너지 효율을 높여 온실가스 배출량을 감소시키지만 임계 층수 이상에서는 건물 부문 전력 소비량이 증가시킨다는 결과가 도출되기도 했다(양희진·최막중, 2011). 또한, Li et al.(2018)의 연구에서는 주변지역(Community level)의 평균 건폐율의 상승이 저밀도 지역에서는 바람직하지만, 중밀도 및 고밀도 지역에서는 연간 단위 면적당 건물에너지 소비를 상승시키는 것으로 나타났다.

건물에너지는 토지피복 특성에 의해서도 영향을 받는다. 여름철 도시 미기후의 경우 건축물의 폭, 높이, 녹지 등에 영향을 받으며, 도시 피복률이 높을수록 열섬현상이 가중되어 냉방에너지 소비량이 증가한다(Song et al., 2018). 토지피복 측면에서 녹지와 수계는 건물 구조물에서 방출되는 열을 흡수하는 역할을 하며, 도시계획 차원에서 공원녹지시설과 수변공간은 에너지 소비 저감에 중요한 역할을 한다(Kong et al., 2016). 또한, 수계율과 녹지율은 사람들의 외부 활동과 도시열섬 현상과 관련이 있어, 건물 점유자의 활동과 냉방에너지 소비와 관계가 있다(Zhang et al., 2018; Magli et al., 2015).

이와 같이, 과거에는 건물에너지 소비와 건물의 물리적 특성 간 관계에 대한 연구가 주를 이루었으나, 최근에는 도시형태 특성의 중요성이 대두되면서 건물 주변 건조환경과 자연환경 특성을 고려한 건물에너지 소비에 미치는 영향에 대한 연구가 증가하고 있다. 연구 결과, 용적률, 건폐율, 수직 특성 및 주변 자연 환경 특성 등이 건물에너지 소비에 영향을 미친다고 도출되었다. 다만, 이들 특성의 영향 크기 및 방향은 일관되지 않게 나타나며, 이에 대한 심도 깊은 연구가 필요하다.

2. 도시형태의 공간적 단위 선택

도시형태의 공간적 영향 범위 선택은 도시형태가 건물에너지 소비량에 미치는 영향을 분석하는 데 중요한 부분이다. Reyna et al.(2016)는 미국 LA와 뉴욕을 대상으로 전기소비량과 주변 특성의 공간적 영향 범위에 대한 연구를 진행하였다. 연구 결과, 공간

적 범위 설정에 따라 모형 예측력이 13% 또는 29% 개선된다고 밝혀, 유효한 공간 범위 선정의 중요성을 강조하고 있다. 그러나 기존 연구의 대부분 건물로부터 주변 도시형태의 공간적 단위를 선택할 때 행정경계, LCZ, 그리고 보행거리 등을 임의적으로 설정하여 연구를 진행하였다. Bansal and Quan(2022)의 연구에서는 LCZ 분류 기법을 기반으로 건물 주변 500m×500m 그리드를 공간적 단위로 설정하였고, Quan and Kim(2023) 연구에서는 도보 이동할 수 있는 거리인 500m 범위를 건물 주변 도시형태의 공간적 단위로 선택하여 건물에너지와 주변 도시형태 특성 간 관계를 실증하였다. 또한 Li et al.(2018)의 연구에서는 가구 단위와 이웃 단위로 구분하여, 이웃 단위의 도시형태 특성이 건물에너지 소비에 미치는 영향을 다층모형을 활용하여 실증하였다. 하지만 이와 같은 임의적인 범위 설정은 주변 도시 특성의 영향을 정확히 규명하지 못하고 과대 또는 과소 추정된 결과를 초래할 수 있다.

최근에는 기존 연구의 문제점을 인식하고 도시형태 영향의 최적 공간 단위를 선택하는 연구가 진행되고 있다. 이 연구들은 건물 중심으로 다양한 버퍼 크기를 형성하여, 각 버퍼별 회귀분석이나 민감도 분석 등을 통해 모형적합도 및 설명 변수의 영향계수가 높은 공간적 단위를 적정 공간적 단위로 채택하는 방식이다. Ahn and Sohn(2019)의 연구에서는 인근 지역 수준의 도시형태 범위를 측정하기 위해 50m~200m까지 50m 단위로 버퍼를 형성하고, 공간 회귀모형을 활용하여 각 모형별 모형 적합도를 평가한 후, 적합도가 높은 모형을 기반으로 건물 인근 지역 수준을 확인하였다. 분석 결과, 100m 내 건물 높이와 건폐율 등이 에너지 소비량에 영향을 미친다는 것을 밝혔으며, 다른 연구에서도 이와 유사한 결과를 도출했다(Kamal et al., 2021). 백지원 외(2021)의 연구에서는 건물 주변 녹지와 온도 등 환경적 특성이 120m에서 210m 거리 내에서 영향을 미치는 것으로 나타났다. 이와 같이 도시형태 특성에 따라 건물에너지 소비에 미치는 영향 반경이 다양할 수 있으나, 기존 연구에서는 하나의 영향거리(Ahn and Sohn, 2019; 백지원 외, 2021)만을 사용하거나 건조환경, 자연환경 등 단일 도시특성에 초점을 맞추어 공간 영향범위를 산출하였다.

3. 소 결

온실가스 저감에 대한 관심이 증가하면서 에너지 효율적인 도시형태의 중요성이 커지고 있다. 이러한 관심은 건물에너지와 도시형태 간의 관계를 규명하는 연구로 이어지고 있으나, 도시형태 특성별 영향 범위에 관한 연구는 매우 미흡하다. 이러한 배경에서 본 연구는 Su and Beckerman(2009)의 ADDRESS 방법을 활용하여 도시형태 특성별 영향 공간 범위를 파악하고자 한다. 이를 통해 건물 부문 전력 소비량에 영향을 미치는 도시형태 변수별 영향 범위를 실증하고, 건물 주변 도시형태의 공간단위 선택

에 대한 이해를 돕는다. 또한, 유효 영향범위를 기반으로 기계학습 모형을 활용하여 도시형태 특성이 건물에너지 소비에 미치는 영향을 실증한다는 점에서 기존 연구와 차별화된다.

III. 변수 설정 및 분석 방법

1. 변수 설정

본 연구의 공간적 범위는 서울시이며, 서울시 내 총 47,823개 필지²⁾를 건물 부문 전력 소비량 분석 단위로 설정하였다(〈그림 1〉 참조). 시간적 범위는 여름철 냉방에너지 소비를 고려하기 위해 2021년 여름철(6월~8월)이 대상이다.

종속변수는 건물의 단위면적당 전력 소비량(Energy Use Intensity, EUI)을 사용하였는데, EUI는 에너지 소비 수준을 측정하는 지표로서 건물에너지 성능을 비교하는 직관적인 지표로 사용된다(Kim et al., 2019). 건물에너지 소비량은 국토교통부에서 관리하는 건축데이터 민간개방 시스템(<https://open.eais.go.kr>)에서 제공하는 월별 필지별 전기에너지 데이터를 활용하였으며, EUI 산정은 필지별 전기에너지를 전체 건물 면적으로 나누어 산정하였다. 산점도를 통해 EUI 데이터 분포를 확인한 결과, 오른쪽 꼬리가 긴 형태로 나타나 데이터의 편향을 줄이기 위해 자연로그(Natural logarithm, Ln) 변환을 시행하였다.

본 연구에서 사용된 독립 변수는 건물 단위와 건물 주변 단위의 특성으로 구분하여 선행연구를 기반으로 선정하였다. 건물 단위 변수로는 에너지 소비에 영향을 미치는 주요 요인으로 언급된 용적률(Floor Area Ratio, FAR)과 건폐율(Coverage Ratio, CR)을 채택하였다. 또한, 건물의 표면적이 높을수록 냉방에너지 소비가 증가할 수 있으므로, 건물 표면적 대 부피비(Surface to Volume Ratio, SVR)도 고려하였다. 건물노후도와 건축자재는 건물의 열효율과 관련이 있어(Bansal and Quan, 2022), 이를

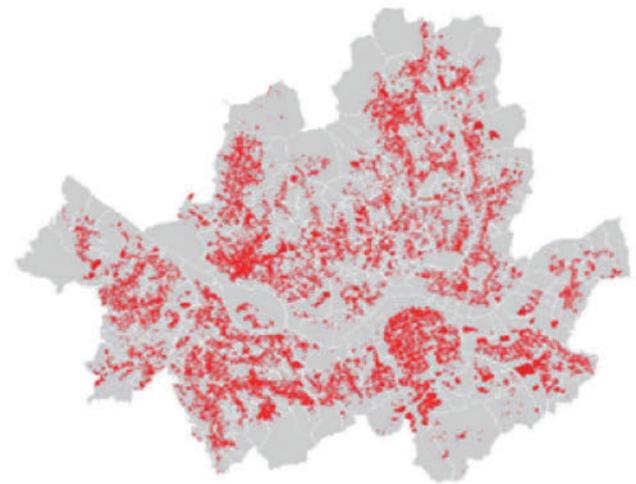


Figure 1. Analysis spatial scope (Unit of Measurement: Parcel)

필지별로 산정해서 변수로 채택하였다. 건물의 용도에 따라 에너지 소비 패턴에 차이가 나타날 수 있다. 상업용 건물은 출입구 수가 많고, 상업시설을 이용하는 인구수의 변동에 따라 열 손실이 크지만, 실내 온도를 안정적으로 유지하기 위해 에너지 소비량이 높게 나타날 수 있다. 반면, 주거용 건물은 다른 용도보다 열 소비량이 적으며, 비주거 건물보다 엄격한 규제가 적용된다(Ma et al., 2014; 김기중·이창효, 2019). 따라서, 건물용도별 소비패턴을 통제하기 위해 주거, 상업, 업무, 산업용으로 건물용도를 구분하여 더미변수로 구축하였다.²⁾

건물 주변 도시형태 단위의 건조환경 특성으로는 도시계획의 중요 지표인 건물 주변 평균 용적률(Gross Floor Area Ratio, G-FAR)과 건물 주변 평균 건폐율(Gross Coverage Ratio, G-CR)을 고려하였다. G-FAR과 G-CR은 바람길 형성 및 환기 등에 영향을 미치므로, 건물 주변의 건조환경 밀도를 고려하는 것이 중요하다. 또한, 건물 주변의 불투수 면적에 따라 온도변화가 발생할 수 있기 때문에 도로율을 변수로 채택하였다. 건물의 가장 평균 높이(Weighted Average Height of Building, WAHB)는 건물 높이에 면적가중법을 적용하여 평균 높이를 산정한 변수로, 구득가능한 건물 높이 데이터를 기반으로 구축되었다. 건조환경 요인인 건물밀도와 건물피복률은 건물 사이의 그림자와 도시 협곡의 환기 효율성에 영향을 미치므로, 건물에너지 소비에 중요한 역할을 한다(Zhang et al., 2023). 자연환경 특성으로는 녹지율과 수계율을 고려하였다. 서울의 행정구역 내 공원은 도시자연공원, 국립공원 등으로 구분되며, 이 중 도시자연공원이 43%로 가장 큰 비율을 차지한다(서울특별시, 2023; <그림 2> 참조). 또한, 공원 유형별 면적도 크게 차이가 나타나며, 녹지면적에 따라 영향범위에 차이가 나타날 수 있으므로(Park and Cho, 2016), 국립공원 및 도시자연공원과 도시계획시설 공원을 구분하여 변수를 구축하였다. 서울의 하천은 규모와 위계에 따라 한강, 4대 지천(중랑천, 안양천, 탄천, 홍제천), 그리고 소하천 및 지류로 구분된다. 서울시에서는 하천 구분을 기반으로 수변 활성화 전략을 수립하고 있으며, 부문별 전략계획을 연계하여 추진하고 있다(서울특별시, 2023). 이에 따라 수계율은 한강, 4대 지천,

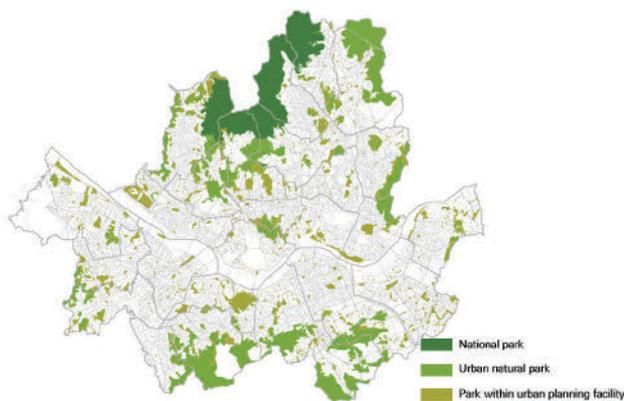


Figure 2. Green area in Seoul, Korea

소하천으로 구분하여 수계율을 구축하였다. 마지막으로, 변수로 채택된 도시형태 특성들은 ADDRESS 분석 결과를 기반으로 특성별 영향 거리에 따라 건물 주변 도시형태 범위를 설정하였다(<표1> 참조).

2. 분석 방법

본 연구는 두 가지 분석방법을 활용하여 연구를 진행하였다.

우선 건물의 주변 도시형태 특성에 대한 공간적 범위 선택은 ADDRESS 방법을 사용하였다. 이 방법은 변수별 거리 감쇠 곡선을 통해 영향 거리를 도출하는 방식이다. 다양한 크기의 버퍼를 설정해 각 변수와 가장 높은 상관관계를 가지거나, 영향관계의 변동성이 적은 거리를 선택해 해당 변수의 최적화된 거리를 식별한다(Su and Beckerman, 2009). 이 방법은 주로 대기 오염 및 온도와 도시형태 연구에서 영향권을 식별하는 데 활용되었다(Lee, 2019a; Lee, 2019b; Shi et al., 2018). 이 방법을 수행하는 첫 번째 단계는 목표 지점을 중심으로 거리별 버퍼를 설정한 후, 각 변수마다 버퍼 거리와의 상관관계 또는 영향관계의 변동성을 분석하여 최적의 버퍼 거리를 선택하는 것이다. 두 번째 단계에서는 가장 높은 상관관계를 가진 버퍼 거리의 변수를 사용해 회귀모형을 구축하고 잔차를 도출한다. 세 번째 단계에서는 잔차와 남은 버퍼 거리별 변수들 간 상관관계를 분석하여, 두 번째 단계에서 구축한 회귀모형에 변수로 추가해 잔차를 다시 도출한다. 이 과정을 반복함으로써 각 변수에 대한 최적의 버퍼 거리를 식별하게 된다. 도시계획 분야에서 사용되는 공간적 특성들은 동일한 범위로 지정되기보다는, 각 특성별 영향 거리 차이가 있을 수 있다. 따라서, 본 연구에서는 건물 필지 주변 50m 간격으로 50m에서 300m까지 버퍼를 설정하고, 각 버퍼별로 상관계수를 구하였다. 결과를 기반으로 상관계수가 높거나 영향 관계의 변동성이 적은 버퍼 범위를 기반으로 특성별 영향 거리를 산출하였다.

건물 전력 소비량과 도시형태 특성 간 관계 분석은 그라디언트 부스팅 의사결정나무(Gradient Boosting Decision Tree, GBDT) 모형을 사용하였다. 이 모형은 그라디언트 부스팅 기법과 의사결정나무 모형을 결합한 방법으로, 최근 비선형 관계를 실증하기 위해 활발히 활용되고 있다(Zhang et al., 2023). GBDT 모형의 성능을 높이기 위해서는 최적 하이퍼파라미터를 찾는 작업이 필요하다. Boosting iteration은 앙상블 모델 내에서 생성되는 하위 모델의 개수를 의미하며, 이 값이 높을수록 모형의 예측 성능이 향상되지만, 과적합 문제가 발생할 수 있으므로 최적화가 필요하다. 본 연구에서는 Python의 GridSearchCV를 사용하여 최적의 하이퍼파라미터를 선택하였다. 데이터의 80%는 훈련데이터 세트로, 나머지 20%는 검증데이터 세트로 사용되었다. 모형의 정확도 평가는 결정계수(R^2), Mean Squared Error(MSE), Root Mean Squared Error(RMSE)를 기준으로

Table 1. Description of variables

Category	Variables	Description (Unit)	Source	
Building	Ln Energy Use Intensity (Ln EUI)	Ln(Electricity use/total floor area) (Ln (kWh/m ²))	MOLIT*	
	Floor area ratio (FAR)	Building total floor area/parcel area × 100 (%)		
	Coverage ratio (CR)	Building total foot print area/parcel area × 100 (%)		
	Surface to volume ratio (SVR)	Building volume/building surface area (m ² /m ³)		
	Building age	2021-building usage year		
	Building structure	Dummy variable, Reinforced Concrete(RC)=1, Others=0		
	Usage	Residential		Dummy variable, Residential usage= 1, Others=0
		Commercial		Dummy variable, Commercial usage=1, Others=0
Business		Dummy variable, Business usage=1, Others=0		
	Industry	Dummy variable, Industry usage=1, Others=0		
Surrounding urban form	Gross floor area ratio (G-FAR)	Building total floor area/impact boundary area × 100 (%)	MOLIT	
	Gross coverage ratio (G-CR)	Building footprint area/impact boundary area × 100 (%)		
	Weighted average height of building (WAHB)	ΣBuilding footprint area × height within impact boundary / ΣBuilding footprint area within impact boundary (m)		
	Road ratio	Road area/impact boundary area × 100 (%)		
	Natural environment	National park and urban natural park (National park)	Green area/impact boundary area × 100 (%)	Seoul
		Park within urban planning facility (Urban park)	Green area/impact boundary area × 100 (%)	
		Han River area	Han River area/impact boundary area × 100 (%)	
		4 tributaries of Seoul	4 tributaries area/impact boundary area × 100 (%)	
	Small stream	Small stream area/impact boundary area*100 (%)		

*MOLIT: Ministry of Land, Infrastructure and Transport

이루어졌다(식 (1)~(3) 참조). R²는 값이 높을수록, MSE와 RMSE는 값이 낮을수록 모형의 성능이 우수한 것으로 간주된다. 여기서 $y_{pred,i}$ 는 y 예측값, y_{obs} 는 y의 실제값, $\bar{y}_{obs,i}$ 는 n개 관측치에서 관측된 데이터의 평균값을 의미한다.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_{pred,i} - y_{obs,i})^2}{\sum_i (\bar{y}_{obs,i} - \bar{y}_{obs,i})^2} \tag{1}$$

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (y_{pred,i} - y_{obs,i})^2}{n} \tag{2}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_{pred,i} - y_{obs,i})^2} \tag{3}$$

기계학습 방법은 입력변수와 출력변수 간의 관계를 예측할 수 있지만, 직접적인 기계적 통찰력(Mechanistic insights)을 제공하지 않아 결과 해석에 어려움이 있다. 이를 해결하기 위해 변수 중요도(Feature importance)와 부분의존도(Partial Dependence Plots, PDPs) 등을 활용하고 있다. 본 연구에서도 Python의 Sklearn 라이브러리에서 제공하는 GradientBoostingRe-

gressor 패키지를 사용하여 분석을 수행하였다. 변수중요도는 GBDT 모델에서 각 변수가 예측 결과에 미치는 영향을 나타내는 지표로, 0에서 1 사이값을 가지며, 값이 높을수록 해당 변수가 예측에 더 큰 영향을 미친다는 것을 의미한다. 부분의존도는 변수의 한계효과를 나타내며, 독립변수와 종속변수 간의 다양한 관계를 분석할 수 있다. 부분의존도는 하나의 곡선으로 평균 효과를 제공하기 때문에 학습된 샘플 수 및 분포를 파악하기 어렵다는 단점이 있다. 이를 보완하기 위해 본 연구에서는 데이터의 분포를 히스토그램으로 제시하여, 데이터 양이 충분한 구간을 파악하고 이를 기반으로 건물에너지 소비와 변수 간 관계를 설명하고자 한다. 변수 중요도와 부분의존도에 대한 수식은 식 (4), 식 (5)와 같다. 식 (4)에서 x_i 는 조사되는 대상 특성, j_m 는 트리 크기, d_j 는 평균제곱 오차, m 은 트리 수를 의미한다. 식 (5)에서 x_s 는 조사되는 대상 특성, x_c 는 x_s 를 제외한 특성, $x_c^{(i)}$ 는 데이터셋의 x_c , n 은 샘플 수를 의미한다. 전체 분석 과정은 <그림 3>과 같다.

$$I_{x_i}^2 = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \sum_{j=1}^J d_j \tag{4}$$

$$\bar{f}_s(x_s) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \hat{f}(x_s, x_c^{(i)}) \tag{5}$$

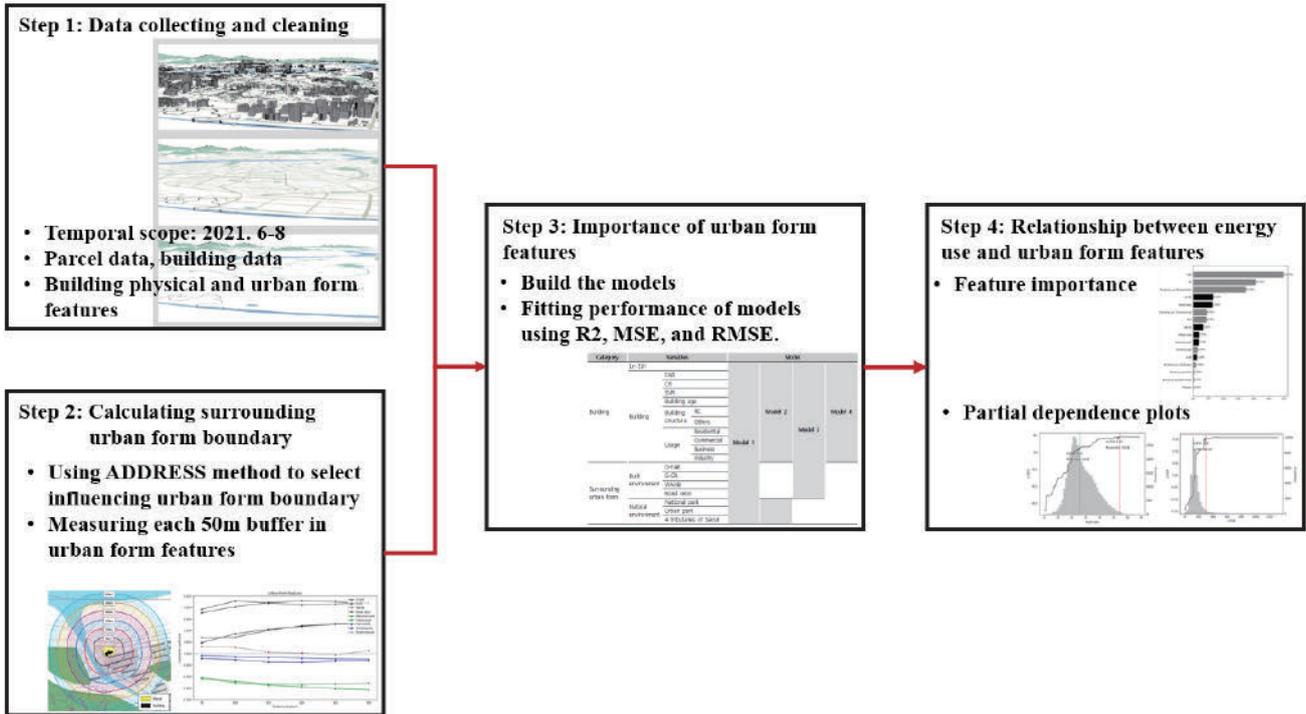


Figure 3. Framework of proposed approach to unveiling the hidden impact of urban form on energy use

IV. 결과 및 토론

1. 도시형태 특성별 영향 거리 산정

건물 주변 도시형태 특성별 영향범위를 산출한 ADDRESS 분석결과는 <그림 4>와 같다. ADDRESS는 우선 버퍼거리에 따라 종속변수와의 상관관계가 높거나 영향 관계 변동이 적은 변수를 선택하고, 선정된 변수와 종속변수를 사용해 회귀모형을 구축하여 잔차를 도출한다. 이후 도출된 잔차와 버퍼 거리별 남은 변수들 간 상관관계 분석을 진행한다. 결과를 기반으로 가장 높은 상관관계를 가지는 변수를 도출한다(<그림 4-(a)> 참조). 이 과정을 반복하여 각 변수별 최적 버퍼 거리를 선정한다. 이러한 단계를 기반으로, 모든 도시형태 특성과 Ln EUI 간의 상관관계를 버퍼 거리별로 도출하였다. <그림 4-(a)>에 따르면, 버퍼 거리 100m에서 G-FAR이 Ln EUI와 가장 높은 상관성을 보였다. 반면, 소하천 변수는 모든 버퍼 거리에서 유의미하지 않아 분석에서 제외되었다.

<그림 4-(b)~(h)>는 잔차와 도시형태 특성들 간의 상관관계를 분석한 결과이다. <그림 4-(b)>에서 WAHB는 200m에서 상관관계의 절댓값이 가장 크게 나타나, 유효 범위가 200m임을 확인하였다. 동일한 방법으로, Ln EUI에 영향을 미치는 다른 도시형태 특성들의 영향 거리도 도출하였다. 도로율은 50m(<그림 4-(c)>), G-CR은 50m(<그림 4-(d)>), 도시계획시설 공원은 300m(<그림 4-(e)>), 국립 및 자연공원은 300m(<그림 4-(f)>), 4대 지천은 50m(<그림 4-(g)>)로 도출되었다. 한강은 모든 거리에서 잔차와 유의미한 상관관계

가 없어 분석 변수에서 제외되었다(<그림 4-(h)> 참조). 최종적으로 도시형태 특성별 선정된 영향 범위는 <표 2>와 같다.

G-FAR, G-CR, 그리고 도로율의 유효 범위가 100m로 나타난 결과는 기존 연구 결과와 유사하다(Ahn and Sohn, 2019). 본 연구에서 G-FAR과 WAHB와 같은 건물의 수직적 특성의 영향범위는 도로율과 G-CR과 같은 수평적 특성의 영향범위보다 넓은 것으로 확인되었다. 한편, 자연환경 변수는 대상에 따라 영향 거리의 차이를 보였다. 국립 및 자연공원과 도시계획시설 공원의 영향범위는 300m로, 모든 도시형태 특성 중에서 가장 넓었다. 반면, 4대 지천의 경우 영향범위가 50m로 상대적으로 짧게 도출되었다. 이러한 결과는 건물에너지 소비 저감을 위한 정책을 수립할 때, 건물 주변의 건조환경과 자연환경의 특성의 영향범위

Table 2. Results of impact boundary

Features	Impact boundary		
Built environment	Gross FAR	100 m	
	Gross CR	50 m	
	WAHB	200 m	
	Road ratio	50 m	
Natural environment	Green area	National park Urban park	300 m 300 m
	Water area	Han River area	N/A
		4 tributaries of Seoul	50 m
	Small stream	N/A	

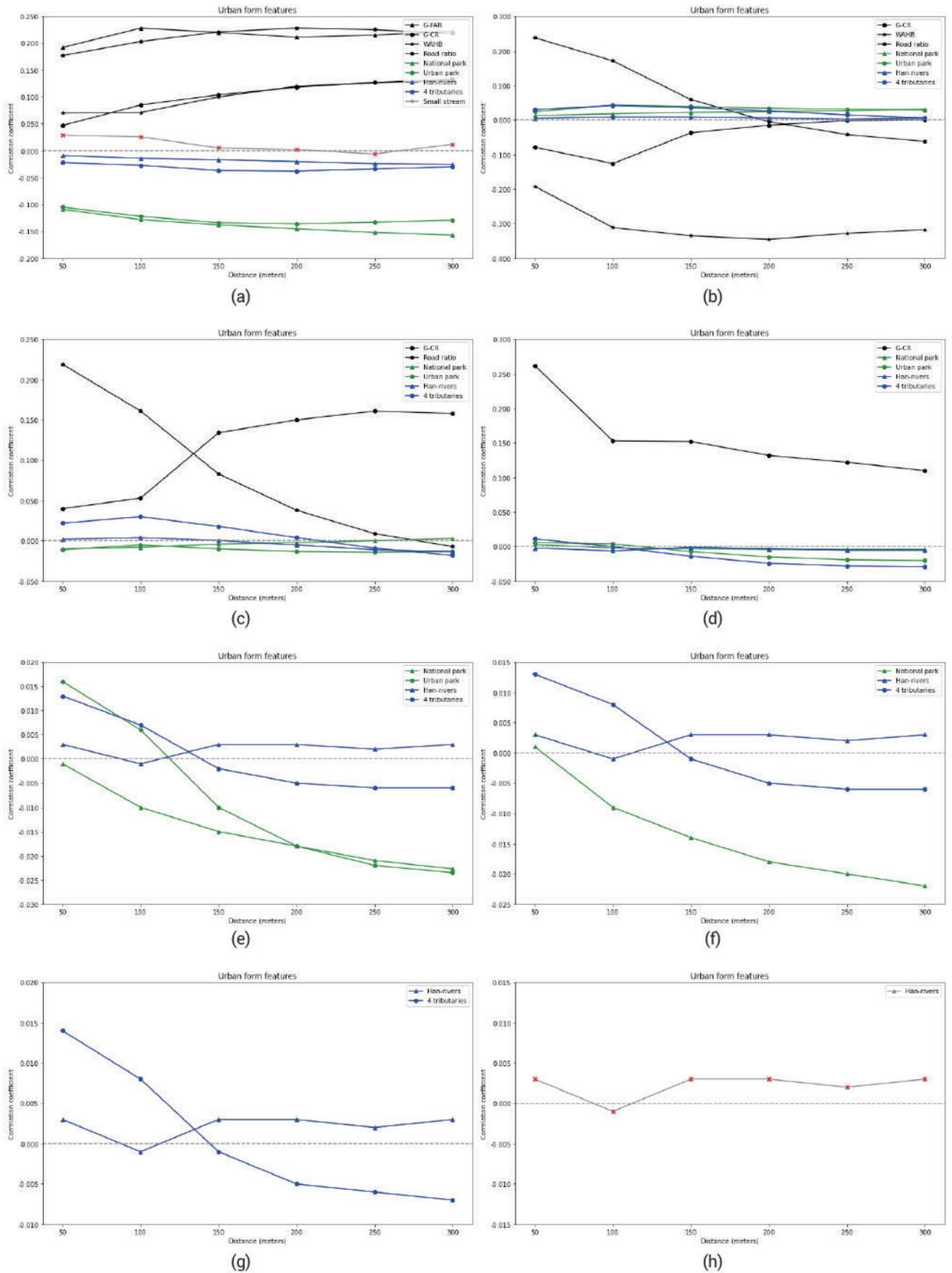


Figure 4. Distance decay curves of correlation between urban form features and EUI (a) or predicted residuals (b~h)

를 충분히 고려하여 계획하고 설계해야 함을 시사한다. 특히, 주변 건물의 수평적 형태도 중요하지만 수직적 형태에 주의를 기울여야 하며, 공원의 경우 다른 도시형태 특성에 비해 영향범위가 넓어 조성 시 긍정적인 사회 효용이 높음을 알 수 있다.

2. 기초통계량

〈표 3〉은 채택된 특성들의 기초통계량이다. 본 연구는 건물에너지 사용량 및 가용 데이터를 기반으로 서울시의 47,823개 필지를 사용하였다. 종속변수인 Ln EUI는 건물의 총연면적을 기준으로 정규화되었기 때문에 건물 간 에너지 소비를 비교하는 역할을 할 수 있다. 또한, 모형 성능을 향상시키기 위해 자연로그를 변환하여 적용하였다. EUI의 평균값은 18.37kWh/m^2 (Ln 변환값: 2.91)인데, 〈그림 5〉와 같이 강남구가 다른 구들에 비해 상대적으로 EUI가 높은 것으로 나타났다.

독립 변수 중 건물단위 특성에서 FAR의 평균값은 200%이며, 최댓값은 약 1,057%로 나타났다. CR의 경우, 평균값은 약 60%이고, 최댓값은 99.99%로 나타났다. 이는 현재 한국 용도지역 규제에서 CR을 최대 90% 이하로 규제하고 있지만, 과거에 지어진 건물은 규제를 초과하는 경우도 있기 때문으로 보인다. 도시형태 특성에서 건조환경 특성 중 G-FAR과 G-CR의 평균값은 약 148%와 38%로 건물 단위 FAR과 CR의 평균값보다 낮게 나타났다. 이는 건물 주변 범위를 계산할 때 건물 내 필지 면적 외에도

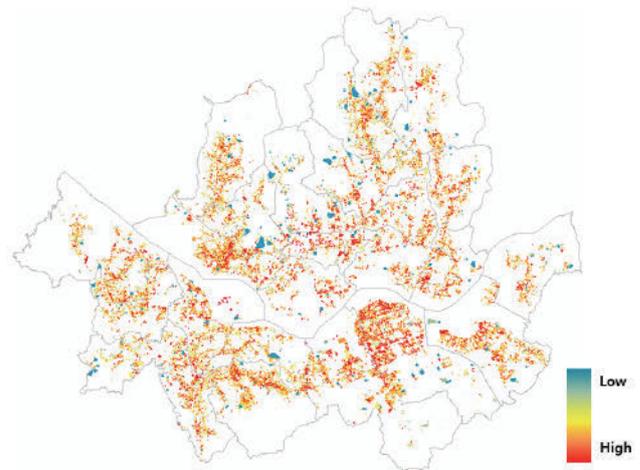


Figure 5. Ln EUI in Seoul, Korea

도로면적, 녹지 및 수계 면적 등이 포함되어 수치가 낮게 나타난 것으로 보인다. WAHB의 경우, 건물 높이에 면적가중법을 적용하여 영향 범위의 평균 높이를 구한 것으로 평균 15.78m로 나타났다. 이는 건물 주변의 전체 건축 바닥면적에 비해 건물 높이가 상대적으로 높은 것을 의미한다. 도로율은 건물 주변 50m 영향 거리 내에서 평균 27%로, 아스팔트 도로형태의 불투수성 토지피복 비율이 높게 나타났다. 녹지율의 경우, 국립공원 및 도시자연공원과 도시계획시설 공원의 평균 비율은 각각 건물 주변 300m 거리 내에서 평균 1.18%와 3.33%로 나타났다. 서울 4대 지천의

Table 3. Descriptive statistics

Category	Variables	N	Mean	Min.	Max.	S.D.		
Building	Ln EUI	47,823	2.91	-5.12	4.22	0.81		
	FAR	47,823	200.32	1.72	1057.43	76.65		
	CR	47,823	59.88	1.17	99.99	12.72		
	SVR	47,823	0.93	0.10	28.38	0.67		
	Building age	47,823	30.10	1	339	11.77		
	Building structure	RC	39,221 (82.01%)	0.82	0	1	0.38	
			Others					8,602 (17.99%)
		Usage	Residential	25,294 (52.89%)	0.53	0	1	0.50
			Commercial	18,937 (39.60%)	0.40	0	1	0.49
			Business	3,167 (6.62%)	0.07	0	1	0.25
Industry	205 (0.43%)	0.00	0	1	0.07			
Surrounding urban form	G-FAR	47,823	148.54	1.42	1317.48	66.41		
	G-CR	47,823	38.21	0.93	98.08	9.49		
	WAHB	47,823	15.78	3.97	96.44	6.55		
	Road ratio	47,823	27.22	0.12	69.12	9.35		
	Natural environment	National park	47,823	1.18	0.00	89.75	4.78	
		Urban park	47,823	3.33	0.00	65.60	5.70	
		4 tributaries of Seoul	47,823	0.03	0.00	24.89	0.63	

수계율은 건물 주변 50m 거리에서 최댓값은 약 24%, 평균값은 0.03%로 나타났다.

3. 도시형태 특성의 영향 거리 비교 및 도시형태 특성의 중요성

건물에너지 소비에 영향을 미치는 도시형태 특성들의 상대적 중요성을 분석하기 위해서, 우선 GBDT 모형이 다른 모형에 비해 더 높은 정확성을 보이는지 확인하고, 다음으로 도시형태 특성이 건물에너지 소비에 미치는 영향을 확인하였다. 이에 <표 4>와 같이 건물 특성, 건조환경 특성, 자연환경 특성으로 구분하여 4가지 모형을 구축하였다. Model 1은 건물 특성과 도시형태 특성(건조환경, 자연환경)을 모두 고려한 모형이며, Model 2는 도시형태 특성 중 건조환경 특성을 제외한 모형이다. Model 3은 도시형태 특성 중 자연환경 특성을 제외한 모형이고, 마지막으로 Model 4는 대조군 모형으로, 도시형태 특성(건조환경, 자연환경)을 모두 제거하고 건물 특성만 고려하였다. 하이퍼파라미터 튜닝을 통해 Boosting iterations는 500, Max depth는 5, Learning rate는 0.01로 설정하였다. <표 4>와 같이 모든 특성을 고려한 Model 1을 기준으로 GBDT 모형이 다른 모형들에 비해 R², MSE, RMSE가 모두 우수하게 도출되어 다른 모형에 비해 성능이 우수함을 확인하였다.

다음으로 건물 주변 건조환경과 자연환경 특성이 건물에너지 소비 모형 성능에 미치는 영향을 평가하였다. 이를 위해 기본 모형 Model 1과 Model 2(건조환경 제외), Model 3(자연환경 제외),

그리고 Model 4(건조환경과 자연환경 제외) 결과를 비교하였다. 모든 특성을 고려한 Model 1의 R² 값은 0.323으로 나타났다. 반면, 도시형태 특성을 제외하고 건물 특성만을 고려한 Model 4의 R² 값은 0.285로 도출되었다. 이는 약 11.76%의 건물에너지 변동이 주변 도시형태 특성에 의해 설명된다는 것을 의미한다. 또한, Model 2와 Model 3을 비교한 결과, 주변 자연환경보다 건조환경이 건물에너지 소비 모형의 성능에 더 큰 영향을 미치는 것을 나타났다. 따라서 도시실계 시, 주변 건조환경의 형태가 건물에너지에 미치는 영향을 고려해야 할 필요가 있음을 시사한다.

한편, 도시형태별로 적절한 영향거리를 설정할 필요성을 검증하기 위해, 모든 도시형태 특성들의 범위를 동일하게 설정한 경우(50m~300m)와 각 도시형태 특성별 최적 영향 범위를 고려한 분석 결과를 비교하였다(<표 5> 참조). 결과에 따르면, 각 특성별로 차별화된 영향거리를 고려한 모형이, 동일한 도시형태 영향거리를 적용한 모형보다 모형 성능이 더 우수한 것으로 나타났다. 이러한 분석 결과는 도시형태 특성이 건물에너지 소비에 미치는 영향거리를 고려하는 것이 중요함을 시사하며, 특히 각 특성별 공간적 영향력이 다를 수 있음을 의미한다.

4. 건물에너지 소비와 도시형태 특성 간 관계

건물에너지 소비에 영향을 미치는 각 변수의 중요도를 분석한 결과는 <그림 6>과 같다. 분석 결과, 총 16개 변수 중 건물 특성을 나타내는 FAR(29.74%), CR(20.52%), 주거용 건물(17.30%)이 건물에너지 소비 변화의 약 67.56%를 설명하는 중요한 특성으로

Table 4. Comparisons of model fit on building energy use in different input features

Model	GBDT			Decision Tree			XGBoost			Random forest			OLS		
	R ²	MSE	RMSE												
Model 1: All features	0.323	0.444	0.667	0.242	0.497	0.705	0.242	0.497	0.705	0.281	0.472	0.687	0.249	0.493	0.702
Model 2: Remove built environment	0.295	0.463	0.680	0.240	0.498	0.706	0.232	0.504	0.710	0.271	0.478	0.692	0.233	0.504	0.710
Model 3: Remove natural environment	0.317	0.448	0.670	0.242	0.497	0.705	0.242	0.498	0.705	0.280	0.472	0.687	0.242	0.498	0.705
Model 4: Remove both built environment and natural environment (Building characteristics only)	0.285	0.469	0.685	0.238	0.500	0.707	0.229	0.506	0.711	0.266	0.481	0.694	0.217	0.514	0.717

Table 5. Comparison of model fit by impact boundary

Model fit indicators	Heterogeneous impact boundary	Uniform impact boundary					
		50 m	100 m	150 m	200 m	250 m	300 m
R ²	0.323	0.306	0.317	0.314	0.315	0.316	0.316
MSE	0.444	0.455	0.448	0.450	0.449	0.449	0.449
RMSE	0.667	0.675	0.669	0.671	0.670	0.670	0.670

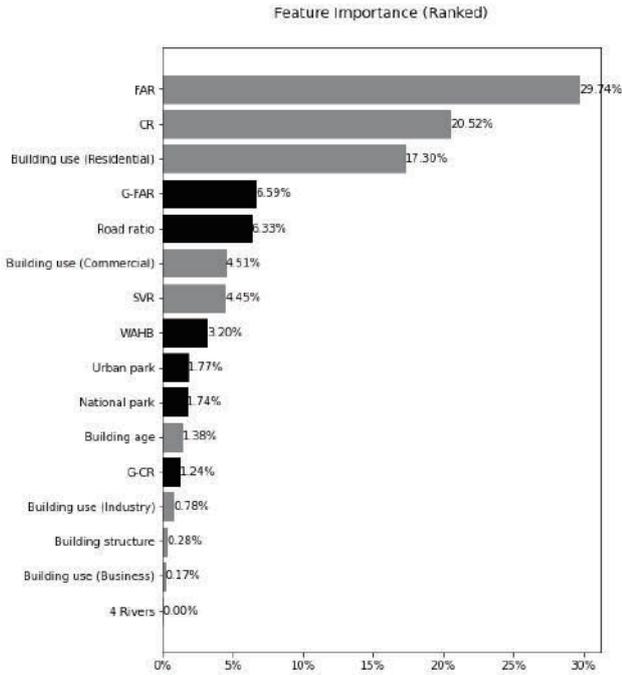


Figure 6. Result of feature importance

나타났다. 반면, 건물 주변 도시형태 특성의 중요도는 총 20.87%로 나타났다. 도시형태 특성들 중 G-FAR이 6.59%로 가장 중요한 변수로 도출되었으며, 도로율은 6.33%, WAHB는 3.20% 순으로 건물에너지 소비 변화에 기여하는 것으로 나타났다. 이는 건물 주변 지역의 수직적 도시형태가 도시열, 일사량, 바람길 등과 관련되어 건물에너지 소비 변화에 기여하는 것으로 판단된다. 도시형태 특성 중 자연환경 특성인 녹지 및 수계는 열 흡수원으로 많은 연구에서 밝혀졌으나, 본 연구에서는 상대적으로 중요도가 낮게 나타났다. 도시계획시설 공원과 국립자연공원의 변수 중요도는 각 1.77%와 1.74%로, 중요도 순위 중 9위와 10위로 나타났다. 한편, 4대 지천은 다른 변수들에 비해 중요도가 가장 낮은 0.00%로 나타났으며, 이는 건물에너지 소비에 미치는 중요도가 미미하다는 것을 의미한다. 마지막으로 G-CR의 중요도는 1.24%이며, 중요도 순위는 12위로, 수직적 도시형태 특성인 G-FAR, WAHB 보다 상대적으로 중요도가 낮았다. 이는 수직적 도시형태 특성이 수평적 도시형태 특성보다 건물에너지 소비 변화에 기여도가 더 높음을 파악할 수 있다.

건물에너지 소비에 영향을 미치는 주요 도시형태 특성에 대한 분석을 위해, 건물 특성(FAR, CR), 건조환경 특성(G-FAR, 도로율, WAHB, G-CR)과 자연환경 특성(국립공원 및 도시자연공원, 도시계획시설 공원)의 부분의존도를 분석하였다. 부분의존도는 모든 관측치 중 평균 효과만 식별할 수 있어, 충분한 양의 데이터를 기반으로 학습되었는지 확인하기 위해 히스토그램을 추가적으로 제시하였다.

건물 단위에서 FAR의 경우, 대부분의 필지가 해당되는 400% 이하의 범위에서 FAR이 높을수록 Ln EUI 소비도 증가하는 것으

로 나타났다(〈그림 7-(a)〉 참조). FAR이 약 393%까지 증가함에 따라 Ln EUI는 -0.8에서 0.4까지 약 1.2 만큼 급격하게 증가하였다. 이는 자연로그 변환 전 값으로 비교했을 때, EUI가 약 3배 증가한 수치이다. 높은 FAR을 가진 건물은 고층 건물인 경우가 많다. 고층 건물은 저층 건물에 비해 내부 활동이 많아 건물에너지 소비량이 증가하며(Quan and Kim, 2023), 수직적 이동 시 엘리베이터 사용 등으로 인해 기계적 에너지 소비가 증가한다(양희진·최막중, 2011).

CR은 Ln EUI와 일반적으로 양의 관계를 가지며, CR이 30%에서 34%까지 증가할 때 Ln EUI는 약 0.34 만큼 급격하게 증가한다. 그러나, CR이 34%에서 98%까지 증가할 때는 약 0.36 만큼 상대적으로 완만하게 증가하는 것으로 나타났다(〈그림 7-(b)〉 참조). 이는 건물 외피 면적과 열(thermal) 간 관계에서 기인한다. CR이 높은 건물은 넓은 외피 표면적을 가지고 있어, 일사량과 직면하게 되면 내부로 불필요한 열획득(Heat gain)이 용이하다(Strømman and Sattrup, 2011). 건물 재료와 창호 설계 등에 따라 일사량이 건물 내부에 침투되는 열획득량이 다를 수 있지만, 건물 외피 표면적이 작은 건물일수록 내부 온도가 빠르게 상승하여 여름철 냉방에너지소비가 급격히 증가한다. 반면, CR이 34% 이상인 건물은 내부 온도 상승이 상대적으로 느려 에너지 소비량의 증가가 완만하게 나타나는 것으로 보인다.

건물 주변 도시형태 특성 중 가장 높은 중요도를 가진 G-FAR은 Ln EUI와 양의 관계를 갖는 것으로 나타났다(〈그림 7-(c)〉 참조). 건물 주변 100m 내에서 G-FAR이 높아질수록 Ln EUI도 증가하며, G-FAR이 359%까지 Ln EUI와 양의 관계를 가진다(〈그림 7-(c)〉 참조). 다수의 연구에서 높은 G-FAR은 건물이 밀집되어 있음을 나타내며(Li et al., 2018), 이러한 고밀도 도시형태는 여름철 열섬현상을 악화시킨다고 알려져 있다(He et al., 2023). 즉, 건물 주변의 물리적 밀도가 증가하면 열섬 효과가 강화되어 여름철 냉방에너지 수요가 증가한다. 또한, 높은 G-FAR은 자연채광과 환기가 가능한 건물 부분의 패시브존(Passive zone)을 감소시켜, 인공 조명과 환기 등 기계적 에너지 소비를 증가시킨다(Ratti et al., 2005). 그러나 고밀로 인한 그림자(Shadowing)는 건물의 냉방에너지 소비를 저감시키는 역할을 할 수 있다. 따라서 일정 G-FAR 이상에서는 건물에너지 소비 증가가 완화되는 구간이 나타나는 것으로 보인다.

도로율의 경우, 건물 주변 50m 범위 내 도로율 구간별로 부분의존도를 분석한 결과, 도로율 데이터는 약 60%까지 분포되어 있으며, 도로율이 25%까지는 Ln EUI가 급하게 증가하지만, 그 이상에서는 완만하게 증가하는 것으로 나타났다(〈그림 7-(d)〉 참조). 도로는 일반적으로 아스팔트로 이루어져 있어 불투수성이며 알베도가 낮다. 따라서 도로 면적 비율이 높을 경우, 지표면 및 미기후 온도가 상승하여 건물의 냉방에너지 소비량이 증가할 가능성이 높다. 하지만, 도로 비율이 일정 수준 이상인 경우, 개방감

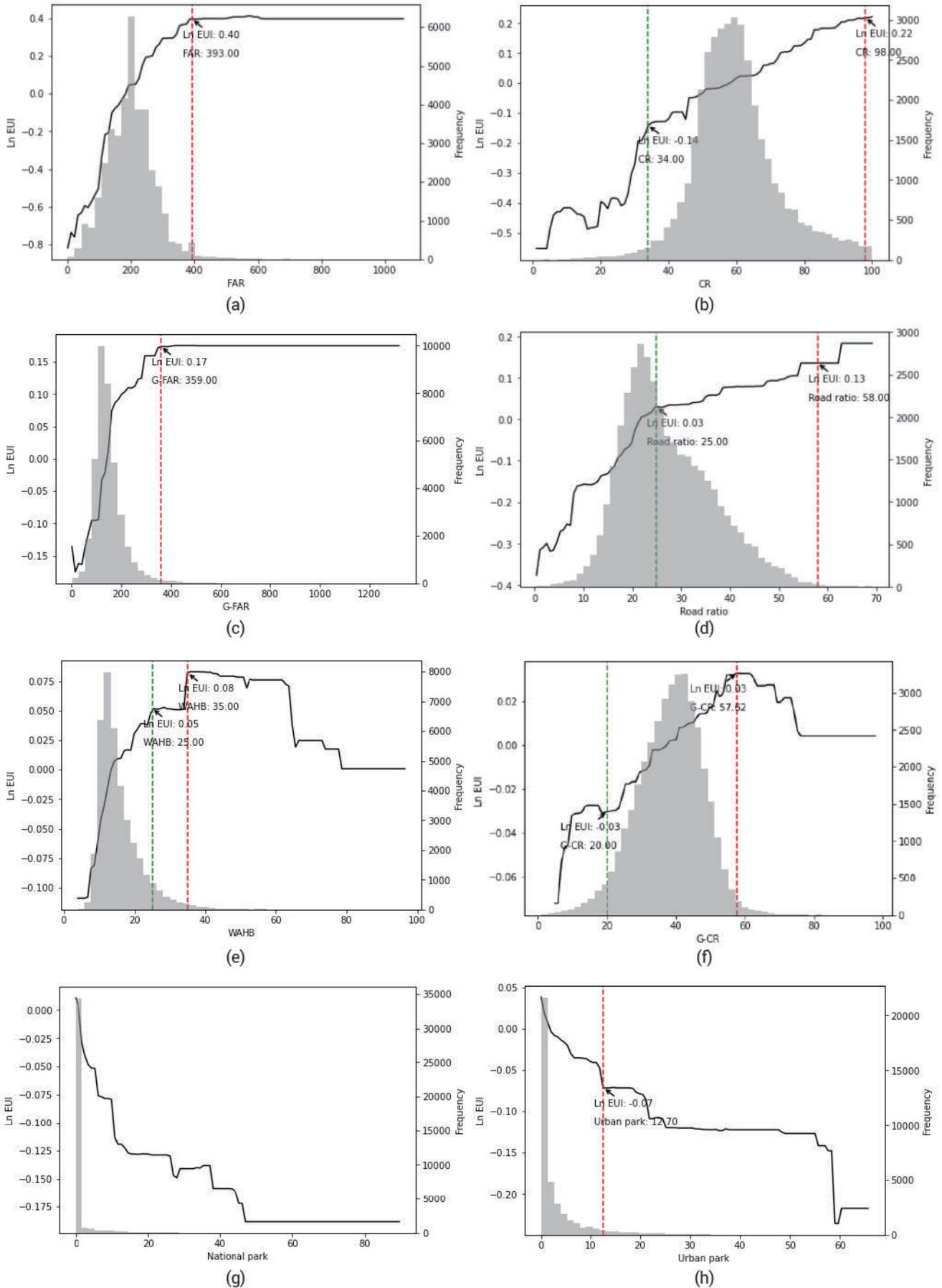


Figure 7. Results of partial dependence plots

있는 공간이 형성되어 바람길과 자연 환기가 용이해지면서 건물 에너지 소비 증가가 완만해지는 것으로 이해된다.

WAHB의 경우, 동일한 높이를 가진 건물이라도 바닥면적이 더 넓은 건물일수록 기중 평균 높이 값이 더 크게 산정되며, 이는 건물의 바닥면적에 따른 수직적 높이를 고려할 수 있는 변수이다. <그림 7-(e)>와 같이, 약 40m까지 대부분의 변수가 분포하고 있다. 이 범위에서의 분석 결과, 25m까지 Ln EUI가 급격히 증가하지만, 25m 이상 35m 이하에서는 Ln EUI가 0.05로 수렴되는 양상을 보인다. WAHB 값이 높다는 것은 건물 주변 200m 범위 내에서 건물의 바닥면적이 넓고 건물 높이가 높은 것을 의미한다. 즉, 건물 간 간격이 조밀하고 수직적 고밀도를 가지는 도시형태를 나타낸다. 이러한 도시형태는 자연 환기가 어려워 외기 온도가 상승하게 되어, 건물 내 냉방에너지 소비를 증가시킬 수 있다. 하지만, G-FAR과 마찬가지로 건물 높이가 증가할수록 그늘이 형성되어, 여름철에는 냉방에너지 소비를 저감시키는 역할을 할 수 있다. G-FAR과 WAHB는 모두 건물 주변의 수직적 밀도를 나타내며, 수직적 밀도에 따라 자연 환기와 외기 온도의 변화로 인해 건물에너지 소비량이 영향을 받을 수 있다. 따라서, 건물 에너지 소비를 감소시키기 위해서는 건물 주변 100m~200m 범위의 수직적 도시형태를 고려할 필요가 있음을 의미한다.

G-CR의 경우, 건물 주변 50m 범위 내에서 20%~57% 구간에서 Ln EUI가 급격하게 증가하는 것으로 나타났다(<그림 7-(f)> 참조). G-CR이 높아질수록 수평적 고밀도 도시형태가 형성되어 건물 간 간격이 조밀해지고, 건물 주변 도로와 건물로 인한 불투수성 토지피복이 증가한다. 이로 인해 자연환기가 어려워지고 외기 온도가 상승하여 냉방에너지 소비에 영향을 미친다. G-CR은 다른 특성 변수에 비해 영향 범위가 상대적으로 좁은 편이며, 이는 수평적 밀도가 수직적 밀도보다 근거리에서 더 강한 영향을 미친다는 것을 나타낸다.

마지막으로, 자연환경 특성인 국립공원 및 도시자연공원과 도시계획시설 공원의 경우, 전반적으로 Ln EUI와 음의 관계를 가지는 것으로 나타났다(<그림 7-(g, h)> 참조). 이는 녹지율이 높을수록 증산작용과 열흡수가 활발해져 건물 내 냉방에너지 소비량을 감소시키는 것으로, 기존 연구 결과와 유사한 결과를 보인다.

V. 결론

본 연구에서는 건물에너지 소비에 영향을 미치는 도시형태별 공간적 영향범위를 규명하고, 이를 기반으로 건물에너지 소비와 건물 주변 도시형태 특성 간의 관계를 실증하였다. 본 연구의 주요한 결과 및 시사점은 다음과 같다.

첫째, 향후 건물에너지 소비에 영향을 미치는 도시형태 특성에 대한 연구에서 각 도시형태 특성별로 최적의 공간 범위를 설정하는 것이 필요하다. 본 연구 결과 단일 영향범위를 설정하는 것보

다 각 특성별 최적 영향 범위를 고려할 때 모형의 성능이 향상되었는데, 이는 도시형태 특성별 영향 범위가 상이할 수 있음을 의미한다. 기존 연구에서는 일반적으로 행정구역 경계나 임의의 공간 범위(통상적으로 50m~500m)를 설정하여 연구를 진행하였는데, 이와 같은 접근은 건물에너지 소비와 건물 주변 도시형태 특성 간의 연구 결과의 강건성을 저하시킬 수 있다. 한편, 본 연구에서 도출된 각 특성별 영향 범위는 50m~300m로, 기존 연구에서 사용된 공간 범위에서 크게 벗어나지 않아 본 연구 결과의 보편성을 시사하고 있다.

둘째, 도시형태 특성인 건조환경과 자연환경 특성은 건물에너지 소비량의 약 20.87%의 중요도를 가지며, 건물 특성만을 고려한 모형에 비해 도시형태 특성을 포함한 모형의 설명력이 약 11.76% 증가하였다. 이와 같은 결과는 건물에너지 효율화를 위해서는 건물 자체의 물리적 특성뿐만 아니라 건물 주변의 건조환경과 자연환경을 고려하는 것이 중요함을 의미한다. 특히 주변 지역의 G-FAR, 도로율, WAHB, 녹지, G-CR 순의 상대적 영향 중요도를 고려할 필요가 있다. 예를 들어 도로율의 열부하 저감하기 위해 여름철 살수 작업 또는 가로식수 등의 방법(Azhdari et al., 2018)이 고려되어야 한다. 또한 G-FAR, WAHB 등 주변 지역의 수직적 밀도가 중요한 특성임으로, 새로운 단지 개발 또는 고층 건물 계획 시 주변 지역(100m~200m 범위)을 고려한 바람길 분석을 통한 단지 및 건물 설계가 필요하다. 한편 녹지의 경우 건물에너지 소비에 미치는 중요도는 크지 않지만, 그 영향 범위는 300m로 가장 넓게 나타났다. 녹지는 기후변화 저감 뿐만 아니라 적응에 있어서도 중요한 역할을 하며(Wong et al., 2021), 본 연구에서 녹지의 넓은 영향 범위는 도시 공간 내 녹지 확장이 기후변화 대응에 있어 실효성 있는 대안임을 다시 한번 확인시켜 주고 있다.

셋째, 건물 주변 건조환경 특성들은 전반적으로 건물에너지 소비량을 증가시키는 요인으로 도출되었으나, 에너지 소비 증가를 완화시킬 수 있는 특정 구간이 존재한다. 도로율의 경우, 지표면과 미기후 온도를 상승시켜 냉방에너지 소비를 증가시키지만, 건물 주변 도로율이 25% 이상인 지역에서는 바람길 설계를 통해 에너지 소비 증가를 완화시킬 수 있을 것이다. 수직적 밀도 특성의 경우 G-FAR이 359% 이상이거나 WAHB가 25m 이상인 지역에서는 그림자 형성 등의 계획 및 설계를 통해 건물에너지 소비 증가를 완화시키는 것으로 나타났다.

본 연구는 건물에너지 소비에 미치는 도시형태 특성의 공간적 영향력을 실증적으로 분석하여 기존 연구의 한계를 보완하고자 하였다. 그러나 향후 연구에서는 다음 사항에 대한 추가 연구가 필요하다. 우선, 본 연구의 시간적 범위는 2021년 6월~8월로 국한되어 냉방 및 기계적 에너지 소비만을 고려하였으며, 코로나19 발생으로 인해 코로나의 영향이 결과에 반영되었을 수 있다. 따라서 향후 연구에서는 다양한 계절의 건물에너지 소비 특성을 실

증할 필요가 있으며, 방법론 차원에서는 공간자기상관성, 건물 점유자의 인구·사회학적 특성 등을 고려하여 연구를 고도화할 필요가 있다.

- 주1. 데이터 가공은 다음과 같은 순서로 진행되었다. 1) 서울시 전체 필지 중 2021년 6월~8월까지 전기소비량 데이터가 모두 존재하는 필지를 선택하였다. 2) 1인 가구 중 소득분위가 1분위인 가구의 6월~8월 월평균 전력소비량인 194kWh(조성진·윤태연, 2016) 보다 작은 값은 데이터가 편향될 수 있어 제외하였다. 3) 전기소비량이 포함된 필지데이터에 가용할 수 있는 건축물 데이터(건물높이, 연면적, 건물사용승인연도 등)를 결합하여 데이터셋을 구축하였다. 마지막으로 역사유적지는 데이터에서 제외하여 최종적으로 47,823개 샘플을 도출하였다.
- 주2. 국가중점데이터에서 제공하는 건물 주용도 데이터를 기반으로 주거용도(단독, 공동주택 등), 상업용도(근린생활시설, 판매시설, 판매 및 영업 등), 업무용도(업무시설), 산업용도(공장)로 용도를 구분하였다. 김기중과 이창효(2019)의 연구에서 제시한 산정방법을 활용하여 필지 내 모든 건물들의 연면적을 산정하여 연면적 비율이 가장 높은 건물 용도를 주용도로 채택하였다.

인용문헌
References

1. 김기중·이창효, 2019. "건물용도별 냉방에너지 소비량 차이에 관한 연구", 『서울도시연구』, 20(2): 91-103.
Kim, K.J. and Yi, C.H., 2016. "A Study on Difference of Cooling Energy Consumption by Building Use", *Seoul Studies*, 20(2): 91-103.
2. 대한민국정부, 2020. 「지속가능한 녹색사회 실현을 위한 대한민국 2050 탄소중립 전략」, 환경부.
The Government of the Republic of Korea, 2020. *2050 Carbon Neutral Strategy of the Republic of Korea towards a Sustainable and Green Society*, Ministry of Environment.
3. 백지원·박찬·박소민·최재연·송원경·강다인·김수련, 2021. "서울 도심 공지의 개발 시나리오에 따른 미기후 영향 분석: 풍속 및 기온 비교", 『환경영향평가』, 30(2): 105-116.
Baek, J.W., Park, C., Park, S., Choi, J., Song, W., Kang, D.I., and Kim, S.R., 2021. "Analysis of Microclimate Impact According to Development Scenarios of Vacant Land in Downtown Seoul - A Comparison of Wind Speed and Air Temperature -", *Journal of Environmental Impact Assessment*, 30(2): 105-116.
4. 산업통상자원부, 2019. 「제3차 에너지기본계획」, 산업통상자원부.
Ministry of Trade, Industry and Energy, 2019. *National Energy Plan of Korea*, Ministry of Trade, Industry and Energy.
5. 서울특별시, 2021. 「2020 에너지 백서」, 서울.
Seoul Metropolitan Government, 2021. *2020 Energy White Paper*, Seoul.
6. 서울특별시, 2023. 「서울도시기본계획 2040」, 서울.

Seoul Metropolitan Government, 2023. *2040 Seoul Plan*, Seoul.

7. 양희진·최막중, 2011. "압축도시의 탄소증감 효과에 관한 건물·교통·녹지 통합 모형", 『국토계획』, 46(3): 281-292.
Yang, H.J. and Choi, M.J., 2011. "Compact City and Carbon Emissions : An Integrated Approach of Building, Transport, and Greenfield", *Journal of Korea Planning Association*, 46(3): 281-292.
8. 이수진·김기중·이승일, 2019. "건물과 지역요인을 고려한 서울시 건물에너지 소비 실증분석", 『국토계획』, 54(5): 129-138.
Lee, S.J., Kim, K.J., and Lee, S.I., 2019. "An Empirical Analysis of Building Energy Consumption Considering Building and Local Factors in Seoul", *Journal of Korea Planning Association*, 54(5): 129-138.
9. 전력거래소, 2023. 「2022년도 발전설비현황」, 나주: 전력거래소, https://new.kpx.or.kr/board.es?mid=a10102000000&bid=0085&act=view&list_no=70166
Korea Power Exchange, 2023. *Status of Power Generation in 2022*, Naju: Korea Power Exchange, https://new.kpx.or.kr/board.es?mid=a10102000000&bid=0085&act=view&list_no=70166
10. 조성진·윤태연, 2016. 「주택용 전력수요 계절별 패턴 분석과 시사점」, 울산: 에너지경제연구원.
Cho, S.J., and Yoon, T.Y., 2016. *Analysis of Seasonal Patterns in Residential Electricity Demand and Its Implications*, Ulsan: Korea Energy Economics Institute.
11. Ahn, Y.J. and Sohn, D.W., 2019. "The Effect of Neighborhood-Level Urban Form on Residential Building Energy Use: A GIS-Based Model using Building Energy Benchmarking Data in Seattle", *Energy and Buildings*, 196(1): 124-133.
12. Azhdari, A., Soltani, A., and Alidadi, M., 2018. "Urban Morphology and Landscape Structure Effect on Land Surface Temperature: Evidence from Shiraz, a Semi-Arid City", *Sustainable Cities and Society*, 41: 853-864.
13. Balaras, C.A., Gaglia, A.G., Georgopoulou, E., Mirasgedis, S., Sarafidis, Y., and Lalas, D.P., 2007. "European Residential Buildings and Empirical Assessment of the Hellenic Building Stock, Energy Consumption, Emissions and Potential Energy Savings", *Building and Environment*, 42(3): 1298-1314.
14. Bansal, P. and Quan, S.J., 2022. "Relationships Between Building Characteristics, Urban Form and Building Energy Use in Different Local Climate Zone Contexts: An Empirical Study in Seoul", *Energy and Buildings*, 272: 112335.
15. Deb, C. and Lee, S.E., 2018. "Determining Key Variables Influencing Energy Consumption in Office Buildings through Cluster Analysis of Pre-and Post-Retrofit Building Data", *Energy and Buildings*, 159: 228-245.
16. Frampton, A., Solomon, J.D., and Wong, C., 2012. *Cities without Ground: A Hong Kong Guidebook*, Singapore: Oro Editions.
17. He, T., Zhou, R., Ma, Q., Li, C., Liu, D., Fang, X., Hu, Y., and Gao, J., 2023. "Quantifying the Effects of Urban Development Intensity on the Surface Urban Heat Island across Building Climate Zones", *Applied Geography*, 158: 103052.
18. Hong, T., Yan, D., D'Oca, S., and Chen, C., 2017. "Ten Ques-

- tions Concerning Occupant Behavior in Buildings: The Big Picture”, *Building and Environment*, 114: 518-530.
19. Kamal, A., Abidi, S., Mahfouz, A., Kadam, S., Rahman, A., Hassan, I., and Wang, L., 2021. “Impact of Urban Morphology on Urban Microclimate and Building Energy Loads”, *Energy and Buildings*, 253: 111499.
 20. Kim, D.W., Kim, Y.M., and Lee, S.E., 2019. “Development of an Energy Benchmarking Database Based on Cost-Effective Energy Performance Indicators: Case Study on Public Buildings in South Korea”, *Energy and Buildings*, 191: 104-116.
 21. Ko, Y., 2013. “Urban Form and Residential Energy Use: A Review of Design Principles and Research Findings”, *Journal of Planning Literature*, 28(4): 327-351.
 22. Kong, F., Sun, C., Liu, F., Yin, H., Jiang, F., Pu, Y., Cavan, G., Skelhorn, C., Middel, A., and Dronova, I., 2016. “Energy Saving Potential of Fragmented Green Spaces due to Their Temperature Regulating Ecosystem Services in the Summer”, *Applied Energy*, 183: 1428-1440.
 23. Lee, C.Y., 2019a. “Impacts of Urban Form on Air Quality in Metropolitan Areas in the United States”, *Computers, Environment and Urban Systems*, 77: 101362.
 24. Lee, C.Y., 2019b. “Impacts of Urban Form on Air Quality: Emissions on the Road and Concentrations in the US Metropolitan Areas”, *Journal of Environmental Management*, 246(15): 192-202.
 25. Li, C., Song, Y., and Kaza, N., 2018. “Urban Form and Household Electricity Consumption: A Multilevel Study”, *Energy and Buildings*, 158(1): 181-193.
 26. Ma, Z., Li, H., Sun, Q., Wang, C., Yan, A., and Starfelt, F., 2014. “Statistical Analysis of Energy Consumption Patterns on the Heat Demand of Buildings in District Heating Systems”, *Energy and Buildings*, 85: 464-472.
 27. Magli, S., Lodi, C., Lombroso, L., Muscio, A., and Teggi, S., 2015. “Analysis of the Urban Heat Island Effects on Building Energy Consumption”, *International Journal of Energy and Environmental Engineering*, 6: 91-99.
 28. Park, J.H. and Cho, G.H., 2016. “Examining the Association Between Physical Characteristics of Green Space and Land Surface Temperature: A Case Study of Ulsan, Korea”, *Sustainability*, 8(8): 777.
 29. Qin, J., Fang, C., Wang, Y., Li, G., and Wang, S., 2015. “Evaluation of Three-dimensional Urban Expansion: A Case Study of Yangzhou City, Jiangsu Province, China”, *Chinese Geographical Science*, 25(2): 224-236.
 30. Quan, S.J., 2017. “Energy Efficient Neighborhood Design under Residential Zoning Regulations in Shanghai”, *Energy Procedia*, 143: 865-872.
 31. Quan, S.J. and Kim, K., 2023. “Did New Electricity Progressive Tariff System Change Energy Usage Pattern in Seoul Apartments? Evidence from Integrated Multisource Dataset and Combined Analytical Models”, *Energy and Buildings*, 287: 112979.
 32. Quan, S.J. and Li, C., 2021. “Urban Form and Building Energy Use: A Systematic Review of Measures, Mechanisms, and Methodologies”, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 139: 110662.
 33. Ratti, C., Baker, N., and Steemers, K., 2005. “Energy Consumption and Urban Texture”, *Energy and Buildings*, 37(7): 762-776.
 34. Reyna, J.L., Chester, M. V., and Rey, S.J. 2016. “Defining Geographical Boundaries with Social and Technical Variables to Improve Urban Energy Assessments”, *Energy*, 112: 742-754.
 35. Shi, Y., Katzschner, L., and Ng, E. 2018. “Modelling the Fine-scale Spatiotemporal Pattern of Urban Heat Island Effect Using Land Use Regression Approach in a egacity”, *Science of the Total Environment*, 618: 891-904.
 36. Song, J., Wang, ZH., and Wang, C., 2018. “The Regional Impact of Urban Heat Mitigation Strategies on Planetary Boundary Layer Dynamics over a Semiarid City”, *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 123(12): 6410-6422.
 37. Strømman-Andersen, J. and Sattrup, PA., 2011. “The Urban Canyon and Building Energy Use: Urban Density Versus Daylight and Passive Solar Gains”, *Energy and buildings*, 43(8): 2011-2020.
 38. Su, J.G., Jerrett, M., and Beckerman, B., 2009. “A Distance-Decay Variable Selection Strategy for Land Use Regression Modeling of Ambient Air Pollution Exposures”, *Science of The Total Environment*, 407(12): 3890-3898.
 39. Wong, N.H., Tan, C.L., Kolokotsa, D.D., and Takebayashi, H., 2021. “Greenery as a Mitigation and Adaptation Strategy to Urban Heat”, *Nature Reviews Earth and Environment*, 2(3): 166-181.
 40. Woo, Y.E. and Cho, G.H., 2018. “Impact of the Surrounding Built Environment on Energy Consumption in Mixed-Use Building”, *Sustainability*, 10(3): 832.
 41. Zhang, Y., Bai, X., Mills, F.P., and Pezzey, J., 2018. “Rethinking the Role of Occupant Behavior in Building Energy Performance: A Review”, *Energy and Buildings*, 172: 279-294.
 42. Zhang, Y., Teoh, B.K., Wu, M., Chen, J., and Zhang, L., 2023. “Data-Driven Estimation of Building Energy Consumption and GHG Emissions using Explainable Artificial Intelligence”, *Energy*, 262: 125468.
 43. Zhao, H.X. and Magoulès, F., 2012. “A Review on the Prediction of Building Energy Consumption”, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 16(6): 3586-3592.

Date Received	2024-03-19
Reviewed(1 st)	2024-05-31
Date Revised	2024-08-02
Reviewed(2 nd)	2024-08-11
Date Revised	2024-09-11
Reviewed(3 rd)	2024-09-18
Date Accepted	2024-09-18
Final Received	2024-09-26