

2025년 추계학술발표대회 : 일반부문

도서관 건물에서 형상 및 음영이 계절별 에너지 소비에 미치는 영향 : SHAP 기반 분석

Uncovering the Role of Building Geometry and Shading In Seasonal Energy Use of Library Buildings with SHAP analysis

○주 형 빈 * 허 연 숙**
Hyunbin Joo Yeonsook Heo

Abstract

This study investigates the seasonal variation in energy use intensity (EUI) of public libraries in Seoul and Gyeonggi Province, Republic of Korea. Using publicly available datasets on climate, operation, geometry, and shading, Random Forest regression models were developed and evaluated with 10-fold cross-validation. Model interpretation was conducted with SHAP analysis to assess the relative importance and directional impact of predictors. Results indicate that operational and climatic factors dominantly influence EUI, while building geometry and shading play secondary but context-dependent roles. The findings highlight the necessity of integrating both operational and design variables for accurate energy performance assessment of public buildings.

키워드 : 건물 에너지, EUI, 랜덤 포레스트, SHAP 분석, 도서관, 건물형상, 건물음영

Keywords : Building energy, Energy use intensity, Random forest, SHAP analysis, Library buildings, Geometry, Shading

1. 서론

건물은 전 세계 에너지 사용과 온실가스 배출에서 상당한 비중을 차지하고 있으며, 선진국에서는 전체 에너지 소비의 약 40%를 차지한다(Trigaux, 2021). 도시화가 가속화되고 기후변화가 심화됨에 따라 건물 에너지 소비를 평가하고 절감할 수 있는 방법의 필요성이 대두되고 있다(Melo, 2023). 그 중 건물 운영 변수를 가지고 에너지 성능을 유사한 특성을 가진 다른 건물들과 비교하는 에너지 벤치마킹은 건물군 차원의 운영 효율성 향상에 있어 중요한 도구로 기능한다(Chung, 2006). 특히, 에너지사용강도(Energy Use Intensity, EUI)는 건물의 면적 및 이용 특성이 상이한 상황에서 에너지 성능을 표준화할 수 있는 지표로 활용되어 왔다(Melo, 2023).

그러나 건물 운영뿐 아니라 건물 에너지 효율 역시 중요한 요인으로 이는 재료의 열전도율이나 외피 단열, 형상, 방향 그리고 일사 음영 등 설계적 요인에 의해 크게 달라진다(Givoni, 1981). Parasonis(2012)은 다층 주거 건물에서 건물의 형태 변화가 에너지 소비에 미치는 영향을 시뮬레이션을 통해 확인하였다. 또한 Han(2017)은 단일 건물 분석

은 실제 도시 맥락에서 발생하는 인접 건물에 의한 음영을 고려하지 않아 실제 성능을 과대/과소 평가할 수 있다고 하였다. 이에 따라 건물 에너지 평가 및 분석에 있어 건물의 형상과 주변 환경에 의한 음영을 통합적으로 고려하는 모델이 필요하다.

EUI 평가를 위한 방법으로 다중선형회귀모형과 같은 선형 회귀 모형이 해석 용이성으로 인해 활용되었다. 그러나 선형 모형은 다양한 카테고리의 건물 관련 변수들이 추가됨에 따라 변수 간 비선형적 상호작용을 포착하는 본질적 한계를 지닌다(Chen, 2023). 랜덤 포레스트나 기계학습 기법은 상호작용 포착 및 예측 정확도 향상의 장점이 있지만 해석 가능성이 낮아 실무적 의사결정을 저해한다(Chen, 2023).

본 연구는 GIS 데이터를 활용하여 적절한 건물 형상 지표를 선정하고, EnergyPlus 시뮬레이션을 통해 계산한 음영지표가 건물의 계절별 에너지 소비에 미치는 영향을 평가하는 기계학습 기반 접근법을 제시한다. 이를 위해 건물 운영, 외피열적특성, 기후 조건, 건물 형상, 음영 지표를 사용하여 랜덤 포레스트 회귀 모형을 적용하였고 블랙박스 모델 해석을 위해 SHapley Addictive exPlanations(SHAP)을 활용하여 변수 중요도 및 영향을 평가하였다.

2. 방법론

Figure 1은 도서관 건물의 에너지 소비에 영향을 미칠 수 있는 변수를 식별하고, 그 영향을 정량화하기 위한 연구 절차를 나타낸 것이다. 먼저, 잠재적 영향 요인을 도출하여

* 고려대 건축사회환경공학과 대학원 석박사통합과정

** 고려대 건축사회환경공학과 교수, 공학박사

(Corresponding author : Department of Civil Engineering, Korea University, yeonsookheo@korea.ac.kr)

본 연구는 국토교통부/국토교통과학기술진흥원의 지원(과제번호 RS-2023-00244769)으로 수행되었음.

기후조건, 건물 운영, 외피열적특성, 건물 형상, 건물 음영의 다섯 가지 카테고리로 구분하였다. 다음으로, 선정된 변수를 활용하여 여름철과 겨울철 월별 EUI를 예측하는 랜덤 포레스트 회귀모형을 구축하고 10-fold 교차검증을 통해 성능을 평가하였다. 마지막으로 변수별 중요도를 해석하고 총 효과(total effect)에 기반하여 EUI에 대한 영향을 정량화하기 위해 SHAP 기법을 적용하였다.

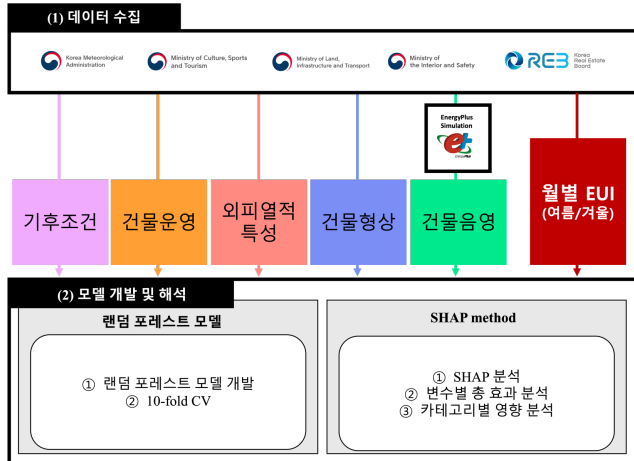


그림1. 연구 방법론 도식

랜덤 포레스트 회귀모형은 높은 예측 성능과 변수 간 비선형적 상호작용을 효과적으로 포착할 수 있는 장점이 있어 본 연구에서 채택하였다(Chen, 2023). 또한 10-fold 교차검증을 통해 모델의 안정성과 일반화 가능성을 확보하였으며, 이는 편향과 분산 간 균형을 유지하면서 신뢰성 있는 정확도를 제공하는 것으로 알려져 있다(Wong, 2015).

변수 중요도 해석에는 SHAP 방법을 활용하였다. SHAP은 협력적 게임이론에 기반한 사후 해석 기법으로, 각 입력변수가 예측 결과에 기여하는 정도를 개별적으로 분해하여 설명할 수 있다(Lundberg, 2019). 특히, SHAP의 총 효과(total effect)는 변수 기여도의 평균 절대값을 사용함으로써 방향성과 영향 크기를 비교할 수 있게 하며, 이를 통해 모델 구조 내에서 변수 간 상대적 중요도를 제시할 수 있다. 또한 각 변수의 total effect의 평균으로 각 변수가 EUI에 영향을 미치는 정도를 평가하고 상대적으로 비교할 수 있다.

3. 입력 자료 특성

3.1. 사용한 공공데이터

본 연구에서는 국내 여섯 개의 정부 기관에서 공개한 공공데이터를 수집하여 기계학습 분석을 위한 분석 대상 변수와 입력 변수 리스트를 구축하였다. 수집된 데이터는 기상 조건, 건물 물리적 특성, 공간적 형상, 공공도서관의 운영 특성을 포함한다. 기후 데이터는 기상청에서 운영하는 자동기상관측시스템(ASOS)을 활용하였다. ASOS는 전국 100여개 관측지점에서 수집된 시간별, 일별, 월별 기온, 습도, 풍속 등의 기상자료를 제공하며, 기상자료개방포털(<https://data.kma.go.kr>)에서 공개된다. 도서관 특성 데이터는 문화체육관광부에서 제공하는 문화시설총량과 공공도서관통계시스템을 활용하였다. 해당 데이터에는 연면적,

설립연도, 운영 주체, 연간 이용자수 등이 포함되어 있으며, 각각 문화체육관광부(<http://www.mcst.go.kr>)와 공공도서관통계시스템(<http://www.library.go.kr/statistics>)을 통해 접근 가능하다. 건물 외피 특성은 국토교통부 건축물대장에서 확보하였다. 건축물대장은 건물의 연면적, 층수, 주용도, 구조 형식 등의 정보를 포함하며, 국가통계포털(<https://www.index.go.kr/potal>)을 통해 제공된다. 공간정보 데이터는 행정안전부 국가공간정보포털(NSDI)에서 제공하는 GIS 도형자료를 이용하였다(<https://www.nsdi.go.kr>). 해당 자료는 건물 평면 좌표 및 외곽선 다각형 정보를 포함하고 있어, 상호 음영 산정, 인접성 평가, 시뮬레이션을 활용한 일사량 추정 등의 공간 분석에 활용되었다. 마지막으로, 월별 에너지 소비 데이터는 한국부동산원(REB)으로부터 확보하였다. 본 데이터에는 전력, 지역난방 등 에너지원별 사용량이 월단위로 집계되어 있으며, 부동산정보플랫폼(<https://www.kremp.or.kr>)을 통해 제공된다.

3.2. 분석 대상 변수

본 연구는 서울특별시와 경기도에 위치한 지역냉난방을 사용하지 않는 공공도서관 69동을 대상으로 하였다. 공공도서관은 지방자치단체가 운영하는 공공시설로 지식, 정보, 문화자원의 무료 제공을 목적으로 한다. 월별 에너지 소비 자료는 개별 계량기를 기반으로 에너지 사용량을 수집 및 관리하는 한국부동산원으로부터 확보하였다. 분석 대상 변수인 에너지사용강도(EUI)는 옥외 조명을 제외한 전기 및 가스 사용량을 합산하여 산출하였다. 그림 2는 표본 도서관의 월별 EUI 분포와 월평균 온도를 나타낸 것이다. 여름철과 겨울철에 각각 냉방 및 난방 수요로 인해 EUI가 상승하는 계절적 경향이 확인되었다. 이에 따라 본 연구에서는 여름철(6~8월), 겨울철(12~2월)을 중심으로 분석을 수행하였다. 월별 EUI는 총 에너지사용량을 용적률산정연면적으로 나누어 산출하였으며, 특정 월의 전력 계량 데이터가 누락된 건물은 해당 월 분석에서 제외하였다. 그 결과, 여름철 모형에는 69개 도서관에서 187개 표본이, 겨울철 모형에서는 69개 도서관에서 200개의 표본이 포함되었다.

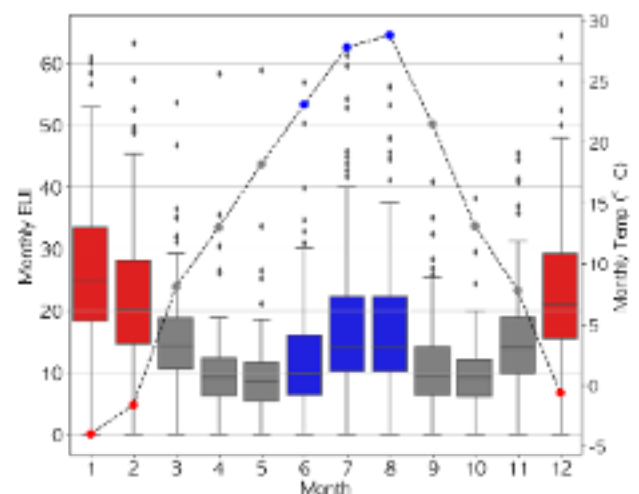


그림2. 월별 EUI 박스 플롯

3.3. 건물 형상 지표 선정

건물 형상을 나타내는 지표로는 2차원적 지표인 길이/깊이 비율, 외피면적/바닥면적 등과 3차원적 지표인 외피면적/부피(S/V), Relative Compactness(RC) 등이 사용되어 왔다. 그 중 2차원적 지표는 전체 부피를 고려하지 않기 때문에, 부피 디자인이 에너지 소비에 미치는 영향을 고려하기 어렵다(Marszal, 2011). 이에 따라 3차원적 지표인 외피면적과 부피 비율(S/V)이 건물 외피를 통한 열손실을 직접적으로 반영하기에 널리 사용되어 왔다(Parasonis, 2012). 그러나 S/V는 건물 부피와 같은 규모와 관련된 변수와 상관관계가 높고, 규모가 커질수록 건물 부피 증가에 따라 S/V 값이 감소하는 형태가 나타나 동일 부피의 정육면체 건물의 외피면적 대비 실제 건물의 외피면적으로 산출되는 Relative Compactness가 규모와 관계없이 건물의 컴팩트한 정도를 나타내기에 적합한 지표임을 확인하였다(Parasonis, 2012). 실제 데이터에서도 S/V 값은 부피가 커질수록 크게 감소하는 형태가 나타난 반면, RC는 부피의 영향을 크게 받지 않는 것을 확인하였다(그림 3).

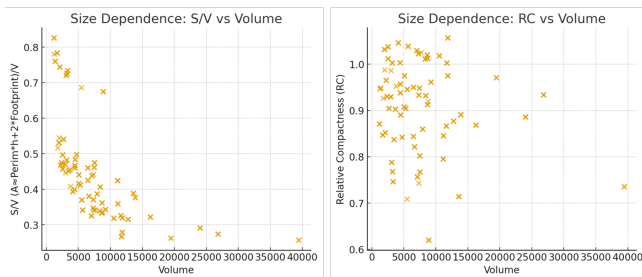


그림3. S/V, RC와 부피 간 스캐터 플롯

3.4. 건물 음영 지표 계산

음영 지표는 2.5차원 GIS 기반 건물 형상 모델을 활용한 EnergyPlus 시뮬레이션을 통해 산출하였다. 각 건물에 대해 주변 건물을 포함한 경우의 시뮬레이션 시나리오를 수행하였으며, *Shading:Building:Detailed* 객체를 사용하였다. 이를 통해, 표면 단위의 직달 일사량을 계산하여 이를 외피면적을 나눈 후, 1에서 제거하여 음영 표면 단위의 음영 값을 계산하였고, 이를 면적 가중평균하여 건물 단위의 음영 지표를 도출하였다.

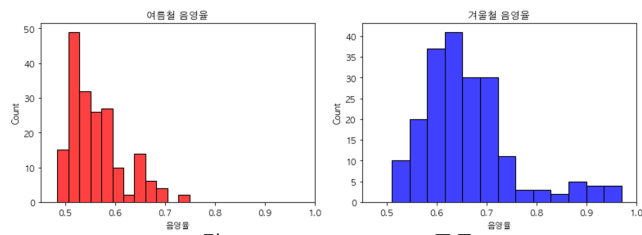


그림4. SHAP total effect 플롯

그림 4는 여름철과 겨울철 건물의 음영율 분포를 비교한 결과를 나타낸 것이다. 여름철의 경우 음영율이 상대적으로 낮은 구간에 집중되어 있으며, 대다수의 건물의 0.5~0.7 범위에서 분포하였다. 이는 태양고도가 높아 건물 자체 및 주변 건물에 의한 일사 차폐 효과가 상대적으로 제한적이기 때문이다. 반면 겨울철은 음영율이 전반적으로 높아 0.5~0.9 범위에서 분포하였다. 이는 태양고도가 낮아, 동일한 건물 배치에서도 그림자 길이가 길어져 음영 발생이 크게 증가하기 때문으로 해석된다.

3.5. 입력 변수 리스트

표 1은 본 연구에서 사용된 입력 변수 목록을 나타낸 것이다. 변수들은 기후조건, 건물운영, 외피열적특성, 건물형상, 건물 음영의 다섯 가지 범주로 구분하였다. 해당 변수들은 모두 변수 간 상관관계가 0.3 이하로 확인되었다.

표 1. 입력 변수 리스트

변수명	설명	단위	범주
열람석수	단위면적당 열람석수	석/m ²	건물 운영
일간이용자수	단위면적당 일간이용자수	명/m ²	
주간운영시간	주간 평균 운영시간	시간	
월평균온도	서울 기상청(ASOS) 월평균 온도	C	기후 조건
설립연도	설립연도	년	외피 열적 특성
건물방향	건물방향(0~90도)	도	건물 형상
RC	실제 건물 외피면적 / 동일 부피 정육면체의 외피면적	ratio	
음영율	음영율	ratio	건물 음영

4. 결과

4.1. 랜덤 포레스트 모델 결과

여름철과 겨울철 월별 EUI 예측을 위한 랜덤 포레스트 모형은 10-fold 교차검증 결과, 여름철 모형의 평균 R²는 0.73, 겨울철 모형의 평균 R²는 0.8으로 나타났다. 두 모형 모두 최소, 최대 R² 범위가 0.53~0.89(여름철), 0.70~0.92(겨울철)으로 나타나 뚜렷한 이상치가 관찰되지 않아 교차검증 fold 전반에서 안정적인 예측 성능을 확인할 수 있었다.

4.2. 변수별 중요도 및 영향

그림 5는 여름철과 겨울철 월별 EUI를 대상으로 한 랜덤 포레스트 모형의 SHAP 분석 결과를 나타낸 것이다. 가로축은 각 변수의 SHAP 값을 의미하며, 이는 개별 샘플에서의 예측값이 기준 기댓값으로부터 얼마나 변화하는지를 보여준다. 점의 색상은 변수 값의 크기를 나타내며, 붉은색일수록 높은 값을, 푸른색일수록 낮은 값을 의미한다. 이를 통해 변수의 크기에 따른 영향 방향과 정도를 동시에 확인할 수 있다.

여름철 모형에서는 열람석수가 가장 중요한 변수로 도출되었으며, 열람석수가 많을수록 냉방부하가 크게 증가하여 EUI를 높이는 것으로 나타났다. 또한 월평균온도가 상승할수록 냉방 수요가 증가하였고, 주간운영시간 역시 냉방기 가동 시간과 직결되어 EUI를 높이는 요인으로 작용했다. 반면, 건물방향, RC, 설립연도, 음영율은 상대적으로 영향력이 낮았다. 겨울철 모형에서는 건물방향이 가장 중요한 변수로 확인되었다. 남향일수록

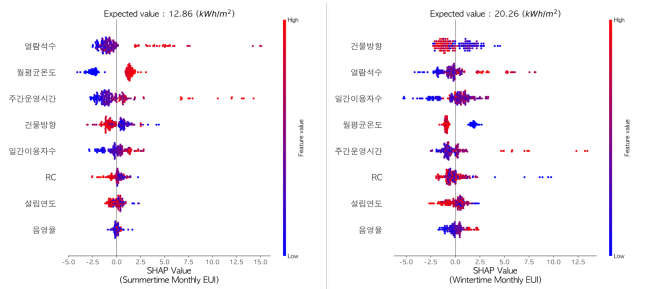


그림5. SHAP total effect 플롯

태양 일사취득이 증가하여 난방부하가 줄어드는 반면, 동서향에서는 난방 수요가 증가하는 경향이 나타났다. 열람석수는 내부 발열을 반영하여 난방 및 기저 에너지 소비와 연관되었으며, 일간이용자수는 인체 발열로 인한 난방 수요를 일부 상쇄하는 효과를 보였다. 이와 함께 월평균온도는 기온 하강에 따라 난방 에너지 사용을 증가시키는 요인으로 작용하였고, 주간운영시간도 가동 시간이 늘어날수록 에너지 수요를 높였다. RC와 설립연도는 외피 관련하여 RC가 커질수록, 설립연도가 최근일수록 EUI가 감소하는 형태가 나타났고, 음영율은 일사 차폐를 유발하여 난방 수요를 증가시키는 경향이 있었으나, 전체적 영향력은 제한적이었다.

4.3. 변수 카테고리별 중요도

그림 6은 SHAP total effect 값을 평균하여, 각 설명 변수를 다섯 가지 범주로 구분한 뒤 카테고리별 중요도를 제시한 것이다. 이를 통해 개별 변수 수준에서만 아니라, 범주 단위에서 계절별 상대적 기여도를 비교할 수 있다.

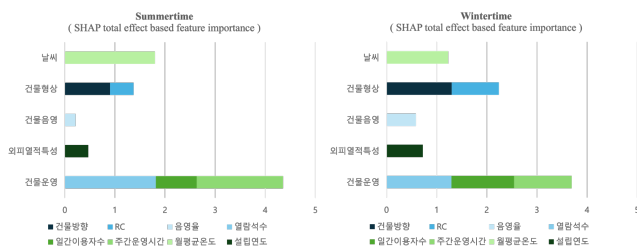


그림6. 카테고리별 변수 중요도 바플롯

여름철 모형에서는 건물운영 변수가 가장 높은 중요도를 보였으며, 다음으로 기후조건이 뒤따랐다. 반면, 겨울철 모형에서는 건물형상 변수가 가장 중요한 카테고리로나 나타났으며, 그 다음으로 건물운영과 기후조건이 유사한 수준의 영향력을 보였다. 여름철보다 겨울철에 건물 형상 변수가 중요하게 나타난 원인으로는 겨울철에는 건물 내부 온도와 외부 온도 차이가 더 크기 때문에 건물 방향, 부피 대비 외피면적과 관련된 영향이 더 크게 나타난 것으로 확인되었고, 이를 통해 시뮬레이션을 활용한 Parasonis(2012)의 결과가 통계 모델에서도 동일하게 나타난 것을 확인할 수 있다.외피열적특성과 건물운영은 두 계절 모두 상대적으로 낮은 중요도를 보였다. 다만, 건물운영은 여름철보다는 겨울철에서 다소 높은 값을 보여, 계절에 따라 일정 부분 차이가 있음을 확인할 수 있었다.

5. 결론

본 연구는 기계학습 기반 예측과 해석 기법을 통해 공공도서관의 계절별 에너지사용강도(EUI)에 영향을 미치는 요인을 검토하였다. 분석 결과는 세 가지 시사점을 제공한다. 첫째, 운영 및 기후 요인이 지배적으로 작용함에도 불구하고, 형상과 음영 변수의 상대적 영향은 제한적이었다. 이는 도시 맥락에서 건물 간 상호작용이 실제 부하에 일정한 영향을 미칠 수 있음을 시사하지만, 건물군 차원의 모델링에서는 그 효과가 통계적으로 뚜렷하게 드러나지 않을 수 있음을 보여준다. 둘째, 계절별 주요 변수의 차이는 건물 운영 관리 전략과 설계적 대응 방안이 상이하게 요구됨을 의미한다. 즉, 여름철에는 냉방 부하와 직결되는 이용자 활동과 운영 방식이 핵심이며, 겨울철에는 일사 취득과 같은 형상적 요인이 상대적으로 주목된다. 이는 단일한 설계 지표로 계절별 부하를 설명하기 어렵다는 점을 강조한다. 셋째, SHAP 기반 해석은 단순히 변수의 중요도를 제시하는 데 그치지 않고, 영향의 방향성과 범위를 투명하게 드러냄으로써, 기계학습 예측 모형의 실무적 활용 가능성을 높였다.

참고문헌

1. Chung, W., Hui, Y. V., & Lam, Y. M. (2006). Benchmarking the energy efficiency of commercial buildings. *Applied Energy*, 83(1), 1–14.
2. Chen, Z., Xiao, F., Guo, F., & Yan, J. (2023). Interpretable machine learning for building energy management: A state-of-the-art review. *Advances in Applied Energy*, 9, 100123.
3. Givoni, B. (1981). Conservation and the use of integrated-passive energy systems in architecture. *Energy Build.:(Switzerland)*, 3(3).
4. Han, Y., Taylor, J. E., & Pisello, A. L. (2017). Exploring mutual shading and mutual reflection inter-building effects on building energy performance. *Applied Energy*, 185, 1556–1564.
5. Lundberg, S. M., Erion, G., Chen, H., DeGrave, A., Prutkin, J. M., Nair, B., ... & Lee, S. I. (2019). From local explanations to global understanding with explainable AI for trees. *Nature Machine Intelligence*, 1(1), 56–67.
6. Marszal, A. J., Heiselberg, P., Bourrelle, J. S., Musall, E., Voss, K., Sartori, I., & Napolitano, A. (2011). Zero Energy Building—A review of definitions and calculation methodologies. *Energy and buildings*, 43(4), 971–979.
7. Melo, F. C., da Graça, G. C., & Panão, M. J. O. (2023). A review of annual, monthly, and hourly electricity use in buildings. *Energy and Buildings*, 293, 113201.
8. Parasonis, J., Keizikas, A., & Kalibatiene, D. (2012). The relationship between the shape of a building and its energy performance. *Architectural Engineering and Design Management*, 8(4), 246–256.
9. Trigaux, D., Allacker, K., & Debacker, W. (2021). Environmental benchmarks for buildings: a critical literature review. *The international journal of life cycle assessment*, 26, 1–21.
10. Wong, T. T. (2015). Performance evaluation of classification algorithms by k-fold and leave-one-out cross validation. *Pattern Recognition*, 48(9), 2839–2846.