

기계학습 적용을 위한 건물에너지 데이터의 생성 방법론 개발

박세미¹ · 조재완^{2*} · 박정규³

¹인하대학교 건축공학과, 석사과정

²인하대학교 건축공학과, 조교수

³오토시맨틱스(주), 이사

Data Generation for Machine Learning Applications in Building Operation

Park Se-mi¹ · Joe Jaewan^{2*} · Park Jung-Kyu³

¹MS Student, Department of Architectural Engineering, Inha University

²Assistant Professor, Department of Architectural Engineering, Inha University

³Director, Smart Energy Division, Auto semantics

*Corresponding author: jjoe@inha.ac.kr

Abstract

Utilizing the machine learning (ML) algorithm for the building cooling/heating operations requires the actual building data. The robustness of the ML-based controller depends on the amount and quality of the data. However, reserving actual building operation data is challenging because of the cost and time required. This study proposes the methodology for generating the synthetic simulation data the development of the ML (specifically, reinforcement learning) algorithm when the actual data are lacking or unavailable. As the first step toward investigating this methodology, we built two building models, an EnergyPlus simulation model and a grey-box model. The prediction performances of two models were quantified and evaluated.

Keywords: 모델기반 예측제어(Model-based predictive control), 건물에너지 시뮬레이션(Building energy simulation), 그레이박스 간략 모델(Lumped grey-box model)

기호설명

Q : 냉난방 에너지(J)

T : 건구온도(°C)

Y : 상태공간방정식의 아웃풋(온도)(°C)

하첨자

sim : 시뮬레이션 값

$meas$: 측정 값

OPEN ACCESS



Journal of the Korean Solar Energy Society
Vol.41, No.4, pp.107-114, August 2021
<https://doi.org/10.7836/kses.2021.41.4.107>

pISSN : 1598-6411

eISSN : 2508-3562

Received: 13 April 2021

Revised: 14 May 2021

Accepted: 7 June 2021

Copyright © Korean Solar Energy Society

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution NonCommercial License which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

k : 타임스텝
 out : 외기
 env : 외피
 $zone$: 실내 공조 존

1. 서론

기계학습을 이용한 건물제어 연구는 국내외 많은 기관 및 연구자들에 의하여 수행되고 있다. 기계학습이란 컴퓨터 프로그램이 데이터와 처리경험을 이용한 학습을 통해 정보처리 능력을 향상시키는것 또는 이와 관련된 분야를 말하며, 학습 문제의 형태에 따라 지도학습(supervised learning), 비지도 학습(unsupervised learning) 및 강화학습(reinforcement learning)으로 구분된다¹.

건물 제어에 기계학습을 적용하기 위해서는 많은 수의 실제 데이터가 필요하다. 하지만 실제 건물의 운영 데이터를 수집하는 것은 센서 및 데이터 취합 시스템의 설치 등 많은 엔지니어링 비용을 수반한다. 또한 시간에 따른 외부 환경의 영향을 받는 건물의 특성상 시계열 데이터를 수집하는 것은 많은 시간이 소요된다. 따라서 개발된 많은 강화학습의 알고리즘을 테스트/실험하는데 있어서 실제의 데이터를 적용하는데 한계가 있다. 더욱이, 신축건물의 경우 냉난방 운영데이터가 존재하지 않기 때문에 기계학습의 적용이 불가하다.

본 연구는 이러한 한계를 극복하기 위한 방법론을 제시하였다. 이는 신축 혹은 기존 건물에 건물에너지관리 시스템(Building Energy Management System, BEMS)을 통하여 초기의 실제 운영 데이터를 수집하고 이를 활용하여 시뮬레이션 모델을 개발하고 다량의 건물 운영 데이터를 생성하여 강화학습을 실시하여 실제 건물에 이를 적용하는 것이다. 이러한 방법론의 초기 연구로써 본 논문은 건물 모델링의 두가지 방법을 시도하고 그에 따른 결과를 비교 및 분석하였다. 실제 국내의 대형 백화점에서 실측된 약 3년의 냉난방 및 실내 환경 데이터를 이용하여 건물에너지시뮬레이션 툴의 하나인 EnergyPlus^{1,2)}와 모델기반 예측제어(Model-based predictive control, MPC)에 많이 사용되는³⁾ Grey-box 모델링을 수행하였다.

2. 방법론

본 연구에서 제시하는 방법론은 Fig. 1과 같다. 실제 건물의 냉난방 운영 데이터는 비용적 측면과 시간적 측면에서 다량의 데이터를 수집하는데 한계가 있다. 따라서 기계학습을 적용하는 것이 불가하다. 이를 해결하기 위하여 실측 데이터 기반의 건물 모델링을 수행하고 이를 이용하여 다량의 가상 건물 냉난방 데이터를 생성한다. 외기온도, 일사량 데이터에 대한 냉난방 에너지 사용량, 실내 환경조건 등의 변수로 기계학습을 수행한다. 이를 통해 추출된 제어 규칙을 시뮬레이션을 통해 구현하여 제어 향상성을 규명하고 최종적으로 실제 건물에 적용한

1 네이버 지식백과 IT용어사전

다. 본 논문은 이를 위한 초기단계의 연구로서 건물 모델링에 초점을 맞추었다. 건축환경설비 분야에서 사용되는 건물 모델링 방법 중에서 두 가지 모델링 방법을 택하였다. 건물에너지 시뮬레이션 툴의 일종인 EnergyPlus 와 일반적으로 MPC 등 제어목적의 연구에 활용되는 Grey-box 모델이다. 전자는 수십년간 건물 및 냉난방 시스템의 이론이 지속적으로 반영/업데이트 된 시뮬레이션 툴이고 후자는 간단한 모델 구조를 갖는, 실측 데이터 기반의 모델이다.

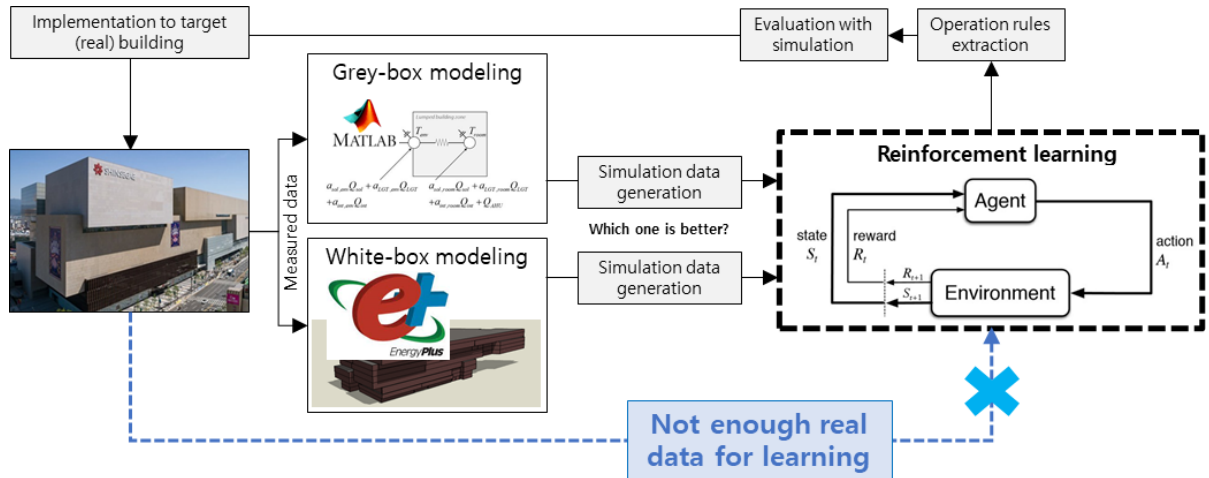


Fig. 1 Schematic diagram of the study

확보한 건물의 수치, 운영, 열 성능 등의 데이터를 입력하여 EnergyPlus 모델링을 수행하였다. 추가적인 보정 작업은 수행하지 않았다. Grey-box 모델은 모델의 파라미터를 비선형 최적화를 이용하여 찾았다. 개발된 두 건물 모델은 통계적인 방법을 통하여 예측 성능을 평가하였다. EnergyPlus 모델은 냉동기에서 생성된 냉방 에너지 양(Chillers:EnergyTransfer)을 실측 데이터와 cv (RMSE)를 이용하여 비교하였다. 반면에 Grey-box 모델은 냉동기에서 생성된 냉방 에너지가 모델의 인풋으로, 실내 온도 프로파일이 아웃풋으로 출력되었다. 따라서 건물의 공조기에서 환수된 공기의 온도를 실내 온도라 가정하고 이를 시뮬레이션 모델의 실내 온도와 비교하였다. 9개 층의 각 존의 온도를 체적 대비 평균하였으며 RMSE를 이용하여 온도예측 성능을 평가하였다. cv (RMSE)와 RMSE는 아래와 같다.

$$RMSE = \sum_{k=1}^n \sqrt{\frac{(Q_{meas,k} - Q_{sim,k})^2}{n}} \quad (1)$$

$$cv(RMSE) = \frac{RMSE}{Q_{meas,avg}} \times 100 \quad (2)$$

3. 건물 모델링

3.1 대상 건물 / 기상 데이터

대상 건물은 대한민국의 대구 지역에 위치한 국내 최대 규모(지상 9개층)의 백화점 건물이다(Fig. 1 참조). 2016년 완공된 건물로 공조시스템은 11대의 냉동기(흡수식 냉동기 6대, 터보 냉동기 5대)와 65대의 공조기로 구성되어 있다. 공조는 냉방기와 난방기 각각 24, 21°C로 오전 10시부터 오후 8시까지 운영되었다. 2017 ~ 2019년도의 3년치 실측 데이터를 보유하고, 냉방 운영을 위하여 여름철(6 ~ 8월) 데이터를 모델링에 활용하였다.

기상 데이터는 대구지역의 실측 값을 이용하여 구성하였다. 시간별 일사량 데이터는 기상청 웹사이트(ref)의 값을 입력하였고 외기온도, 습도 값은 실제 건물 공조기의 외기유입 센서 값을 적용하였다. EnergyPlus 시뮬레이션을 위한 epw 파일은 기존의 표준기상데이터 값에 위 실제 값을 입력하여 구성하였다. Grey-box 모델에서는 외기온도와 일사량 값이 사용되었다.

3.2 EnergyPlus 모델

EnergyPlus 모델링은 DesignBuilder⁴⁾를 이용하여 건물의 외피를 구성하였다(Fig. 2). 상세 도면에 대한 정보가 부족하여 개략적인 건축도면만을 이용하여 건물의 외벽을 구성하였고 각 존은 공조도면을 이용하여 zoning 하였다. 각각의 존은 내벽으로 구분되었고, 9개 층은 대략 각각 4 ~ 5개의 존으로 구성되었다. 건물의 우측/좌측에 각각 위치한 아트리움은 별개의 수직 존으로 구성한 후 가상의 수평 개구부를 내어 공기의 유동을 모사하였으나 실제 데이터의 부재 및 연구의 범위에 대한 한계로 열적 성능은 검증하지 않았다. 냉난방 시스템은 실제 시스템에 의거하여 DesignBuilder를 통하여 모델링 하였고 최종적으로 EnergyPlus로 변환되었다.

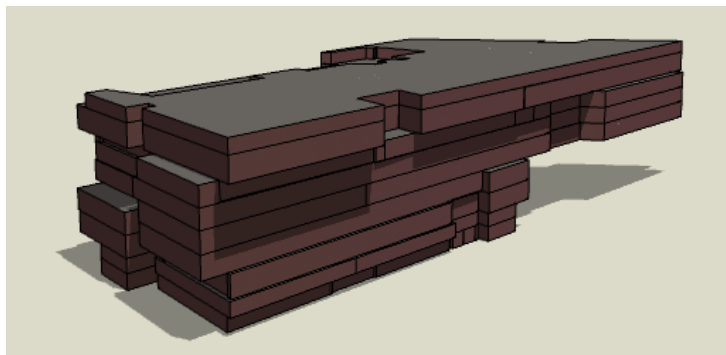


Fig. 2 DesignBuilder modeling

조명, 재실자 및 기기 발열에 대한 값은 일반적인 사무소 건물의 값을 차용하였다. 침기량 역시 사무소 건물의 값을 보정하지 않고 사용하였다. 또한 외피의 단열성능 역시 상세도면의 부재로 실제 값을 적용하지 못하였고,

건축물의 에너지절약설계기준⁵⁾에 따른 남부지방의 단열기준을 참고하여 적용하였다.

Fig. 3은 총 8개월(2017년도 6 ~ 8월, 2018년도 6 ~ 8월, 2019년도 6 ~ 7월)의 데이터에 대한 실측데이터와 EnergyPlus 시뮬레이션의 월별 냉방에너지를 비교한 그래프이다. 이에 대한 RMSE와 cv (RMSE) 값은 Table 1에 정리되었다. 계산한 결과값은 Hourly 44.0%, Daily 33%, Monthly 13.2%로 건물에너지모델 보정 허용 기준⁷⁾인 시간별 30%와 월별 15%를 각각 상회/만족하였다. 추가적인 보정 없이 제한된 데이터를 이용한 첫 번째 모델에서 월별 기준을 만족하였으나 시간별 기준은 상회하였다. 이는 접근 가능한 데이터의 부재로 인하여 상세한 모델링 보정작업을 진행하지 않았기 때문으로 사료된다.

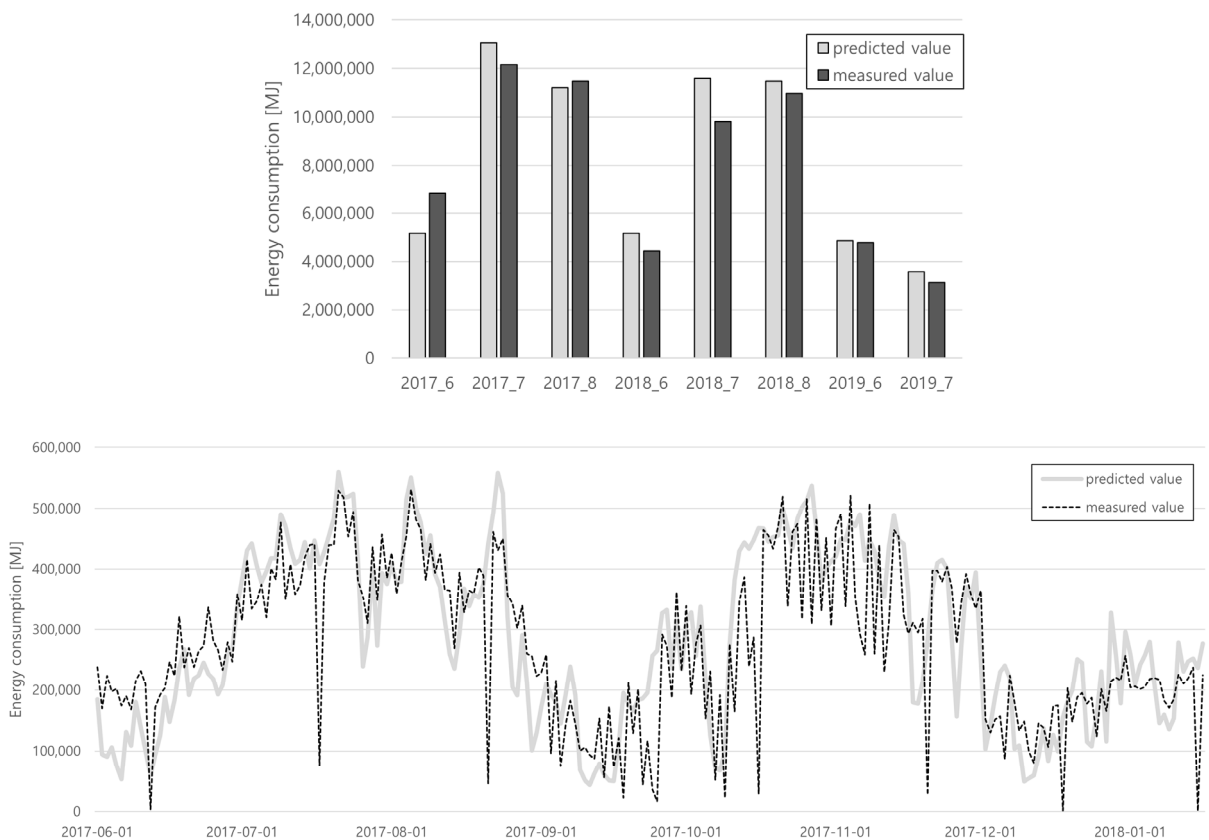


Fig. 3 Monthly (top) and daily (bottom) data comparison

Table 1 Daily and monthly RMSE & cv (RMSE)

Category	RMSE [MJ]	cv (RMSE) [%]
Hourly	8330.0	44.0
Daily	91,302.3	33.0
Monthly	1,141,376.7	13.2

3.3 Grey-box 모델

Grey-box 모델은 일반적으로 MPC를 위해 사용되는 모델로써 EnergyPlus등의 건물에너지시뮬레이션 툴과 비교하여 단순한 구조를 갖고 있다. 본 연구는 9층 규모의 건물을 2states 으로 적용하여 단순화한(Lumped) 2차 상태공간방정식을 적용하였다(Fig. 4 참조). 이는 건물의 외피와 실내 온도의 동적 열 시스템을 모델링한 것으로 1차 미분방정식의 형태를 띠고 매트릭스로 변환되어 제어에 용이한 수식의 형태인 상태공간 방정식(state space formulation)으로 표현된다.

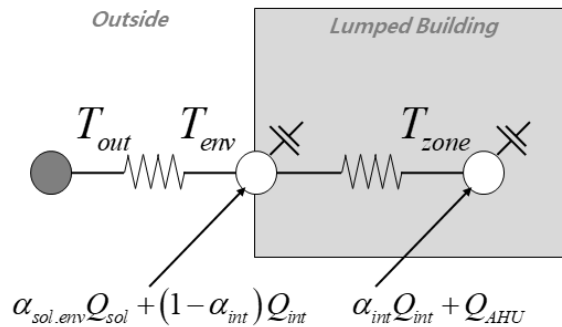


Fig. 4 Thermal network of the simplified grey-box model

건물의 파라미터(Resistance, Capacitance, a in Fig. 4)는 최적화를 이용하여 찾게 된다. 본 모델은 2R2C 모델로써 외피의 일사량 흡수계수($a_{sol,env}$)까지 총 5개의 파라미터로 구성되었다. 외피의 창문이 없는 백화점 건물의 특성상 실내로의 일사 유입은 없는 것으로 반영되었다. 기타 계수는 실내의 열전달 현상을 고려하여 고정되었다($a_{int} = 0.7$). 총 7일의 데이터(2017년 7월 2 ~ 8일)를 모델링에 이용하였다. 또한 재실자 수에 대한 정보의 부재로 이것 역시 모델링 파라미터로 반영되었다. 주중과 주말의 두 파라미터로 나뉘었고 총 7개의 파라미터를 찾는 최적화가 Matlab의 Fmincon을 통해 수행되었다. 실내 온도와 외피 온도는 매일 0시에 실측값으로 대체되었다. 수식 3은 이를 위한 수식을 보여준다. y 값은 실내의 체적으로 평균한 존의 온도이고 k 는 타임스텝이다. n 은 데이터의 개수이고 P 는 찾아야 하는 파라미터를 나타낸다.

$$\min_P \sum_{k=1}^n (\hat{y}_k(k) - y_k)^2 \tag{3}$$

Fig. 5는 모델링 결과를 보여준다. 일반적인 여름철의 실측 데이터가 사용되었고 RMSE는 0.73°C로 준수한 예측 성능을 보여주었다. 일별/요일별 백화점의 손님 수에 대한 정보 부족으로 일별 예측성능은 그림과 같이 상이하였다.

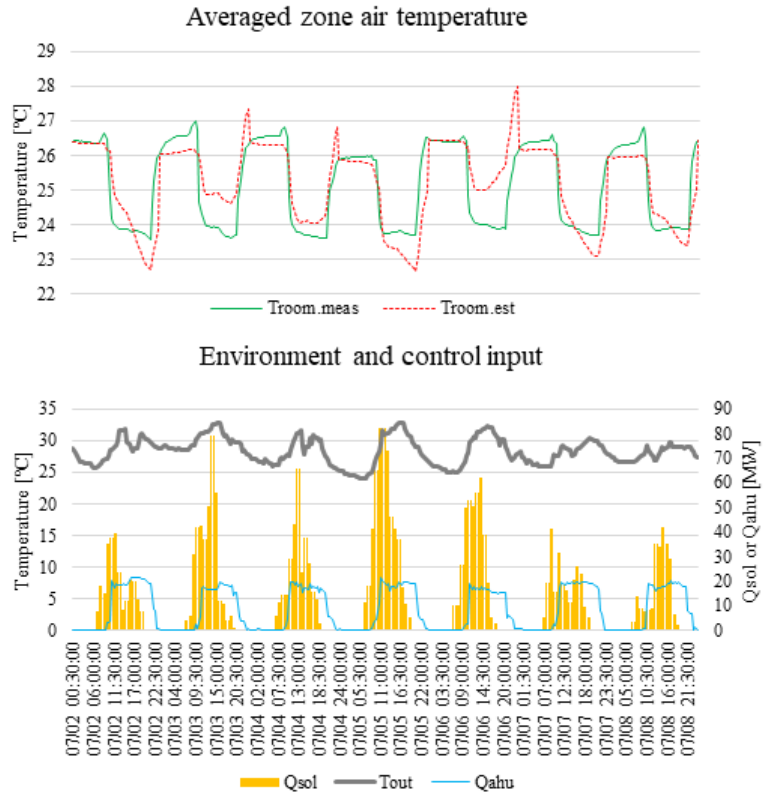


Fig. 5 Modeling results of grey-box building model along with control and disturbance inputs

4. 결론

본 연구는 기계학습을 적용하여 건물을 제어하기 위한 방법론을 개발하는 프로젝트의 초기단계 연구로서 실측 데이터의 부재를 극복하고자 두가지 시뮬레이션 모델을 개발하였다. 신축건물에서 냉난방 운영 및 실내환경 데이터가 부족한 상황에서 강화학습의 적용이 가능하게 하고자 한 본연구의 결론은 다음과 같다,

- (1) 냉동기의 에너지 생산량을 예측하기 위해 개발된 EnergyPlus 모델링은 상세한 보정작업 없이 가이드라인 대비 월별 기준은 만족하였으나 시간별 기준은 만족하지 못하였다.
- (2) 실내 평균 온도를 예측하는 Grey-box 모델링은 준수한 예측성능 결과를 보여주었다.

5. 논의 및 향후 연구

기계학습(machine learning)을 적용하기 위하여 개발된 두 모델의 예측 성능은 준수한 것으로 사료된다. 3년 치의 실측 데이터를 이용하여 현재 기계학습 알고리즘이 개발중이다. 향후 진행될 연구에서는 두 가지 모델의 냉난방 운영의 데이터를 생성하고 이를 이용하여 기 개발된 기계학습의 알고리즘을 시험할 것이다. 즉, 실제 건물에서 생성된 실측데이터(3년치 실측 데이터)를 이용한 기계학습의 운영에 따른 에너지 절감량과 시뮬레이션 모델(EnergyPlus, Grey-box model)을 이용하여 생성된 시뮬레이션 데이터 기반의 기계학습의 운영에 따른 에

너지 절감량을 비교/분석할 것이다. 이를 통하여 실측 데이터가 축적되지 않은 건물에서의 기계학습의 적용성에 대하여 평가할 것이다.

후기

본 연구는 서울산업진흥원의 인공지능 기술사업화 지원사업(인공지능 기반 친환경 빌딩에너지 관리 시스템 개발)의 지원에 의하여 연구되었음(과제번호 : CY200031)

본 연구는 인하대학교의 지원에 의하여 연구되었음(과제번호: 64598-01).

REFERENCES

1. EnergyPlus, Input Output Reference The Encyclopedic Reference to EnergyPlus Input and Output, Available online: https://energyplus.net/sites/default/files/pdfs/pdfs_v8.3.0/InputOutputReference.pdf (accessed on 12 Apr. 2021).
2. Lee, K. H., EnergyPlus Modeling Techniques in Conjunction with the Theory of Air-Conditioning Facilities, HansolAcademy, 2018.
3. Joe, J. and Karava, P., A Model Predictive Control Strategy to Optimize the Performance of Radiant Floor Heating and Cooling Systems in Office Buildings, Applied Energy, Vol. 245, pp. 65-77.
4. Jang, H.-I., BuildingEnergy Performance Analysis Using DesignBuilder, Annex Research Institute of Mirae Environment Plan, 2017.
5. Ministry of Land, Infrastructure and Transport Notice No. 2017-881, Energy Saving Design Standards for Buildings, Ministry of Land, Infrastructure and Transport (Department of Green Architecture), 2017.
6. American Society of Heating, Ventilating, and Air Conditioning Engineers (ASHRAE). Guideline 14-2014, Measurement of Energy and Demand Savings; Technical Report; American Society of Heating, Ventilating, and Air Conditioning Engineers: Atlanta, GA, USA, 2014.