



RESEARCH ARTICLE

적정 에너지 베이스라인 구축을 위한 하이브리드 모델 기반 이상값 검출 알고리즘

이태규¹ · 김정욱^{2*}

¹상명대학교 에너지그리드학과 박사과정, ²상명대학교 전기공학과 교수

Anomaly Detection Algorithm Based on Hybrid Model for Establishing Appropriate Energy Baseline

Lee, Tae-Kyu¹ · Kim, Jeong-Uk^{2*}

¹PhD Candidate, Department of Energygrid, Sangmyung University, Seoul, Korea

²Professor, Department of Electrical Engineering, Sangmyung University, Seoul, Korea

*Corresponding author: Kim, Jeong-Uk, Tel: +82-2-781-7602, E-mail: jukim@smu.ac.kr

ABSTRACT

This study explores the importance of establishing an appropriate energy baseline for the energy management of buildings and building complexes. The energy baseline serves as a benchmark for assessing a building's energy consumption and accurately measuring the effects of energy-saving measures. With many buildings using energy inefficiently, accurately setting an energy baseline presents challenges. This research emphasizes the necessity of continuously monitoring a building's energy consumption to establish a sustainable energy management strategy. The proper setting and management of an energy baseline play a crucial role in assessing the effectiveness of energy demand management projects. The study demonstrates that the energy baseline varies according to energy consumption behavior, revealing up to a 28% daily discrepancy in estimated energy baseline through the detection of anomaly data. These findings suggest difficulties in accurately determining an energy baseline, yet underline the need for appropriate criteria for judgment and the significance of constructing a proper baseline for accurately calculating the energy-saving effects from a demand management perspective. Future research aims to develop additional algorithms for analyzing energy consumption behavior and detecting anomalous data.

주요어 : 건물에너지, 에너지 절감, 에너지 베이스라인, 이상데이터 검출

Keywords: Building energy, Energy saving, Energy baseline, Anomaly detection

서론

건물은 에너지 소비의 주요 요인이다(UN, 2020). 세계적으로 건물은 총 에너지의 30% 이상을 소비하고 있다. 온실가스 배출량은 약 25%에 달한다(Kim, 2021). 현대사회의 중요한 목표인 탄소 중립을 실현하기 위해서는 건물의 에너지 소비 절감이 필요하다.

건물의 에너지 소비를 줄이기 위해서는 구체적인 운영계획이 수반되어야 한다. 고효율의

OPEN ACCESS

Journal of KIAEBS 2024 April, 18(2): 109-121
<https://doi.org/10.22696/jkiaeps.20240010>

pISSN : 1976-6483
eISSN : 2586-0666

Received: February 26, 2024

Revised: April 7, 2024

Accepted: April 18, 2024

© 2024 Korean Institute of Architectural Sustainable Environment and Building Systems.



This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

설비를 사용하거나 에너지 과소비가 예상될 때는 운용 중인 부하를 차단하는 등 적절한 에너지 관리계획이 필요하다. 이러한 에너지 관리계획을 에너지 절감 조치(Energy Conservation Measures 이하 ECM)라 통칭할 수 있다. ECM을 수행함에 따라 건물의 에너지 절감량을 산출하고 평가(Measurement and Verification 이하 M&V)하는 작업이 필요하다. M&V는 ECM을 수행하기 이전의 에너지 사용량을 기반으로 에너지 베이스라인을 구축하고 ECM 수행 이후의 에너지 사용량과 비교하는 과정이다. 이 과정에서 건물의 에너지 베이스라인을 적정하게 결정하는 것이 중요한 과제다.

건물의 에너지 베이스라인을 구축하기 위해서는 건물의 에너지 소비행태를 정확하게 분석하는 것이 중요하다. 가령 건물의 에너지 소비행태가 과소비에 가까운 경우 에너지 베이스라인이 과도하게 결정될 수 있으며 상대적으로 적은 양의 에너지를 소비하는 건물의 경우 베이스라인이 낮게 결정될 수 있다(Afroz et al., 2021). 따라서 건물의 적정 베이스라인을 결정하는 것은 에너지 절감량을 정확하게 측정할 수 있는 방법이 될 수 있다.

건물의 베이스라인 구축을 위한 데이터 전처리 방법과 여러 결정모델에 관한 선행연구를 분석하였다. 먼저, 데이터 전처리에 따른 에너지 베이스라인의 영향을 분석한 연구는 다음과 같다.

Seong and Hong (2022)는 데이터 전처리 과정이 건물 부하예측 모델의 성능에 미치는 영향을 분석하였다. 연구결과에 따르면 데이터 차원변환과 결측치 제거에 따라 다층신경망 모델의 예측성능이 개선되었다. 해당 연구에서는 데이터 전처리 과정이 건물의 부하를 예측하거나 에너지 소비량을 예측할 경우 성능에 미치는 영향이 클 것이라는 결과를 제시하였다(Seong and Hong, 2022). Wi (2017)은 에너지 절감량 산출을 위한 기준부하를 추정하는 연구를 수행하였다. 해당 연구에서는 냉난방 도일을 독립변수로 갖는 다중선형회귀모형을 활용하여 과거 전력사용량 데이터를 보정하는 방법을 제안하였다. 연구결과에 따르면 데이터의 보정 없이 기준부하를 추정한 모델에 비해 제안모델의 성능이 우수한 것으로 나타났다(Wi, 2017).

다음은 에너지 베이스라인 구축을 위해 제안한 여러 결정모델에 대한 분석을 수행하였다. Srivastav et al. (2013)은 건물의 에너지 베이스라인을 구축하기 위해 가우시안 혼합 모델을 도입하였다. 건물 시스템의 불확실성에 의해 발생할 수 있는 오차를 최소화하여 적정한 에너지 베이스라인을 결정하는 연구를 수행하였다(Srivastav et al., 2013). Díaz et al. (2018)는 에너지 절감량을 정확하게 산출하기 위한 에너지 베이스라인을 연구하였다. 이 연구에서 제안하는 방법은 전달함수 모델과 수집 데이터를 기반으로 실내온도와 냉난방 에너지량의 회귀 모델을 구축하여 에너지 베이스라인을 결정하였고 실내 설정온도에 따른 에너지 절감률을 산출할 수 있었다(Díaz et al., 2018). Sarmas et al. (2024)는 머신러닝 기반의 앙상블 모델을 도입하여 정확한 에너지 베이스라인을 구축하는 연구를 수행하였다. 이 연구에서는 하이퍼 파라미터 튜닝을 통해 베이스라인의 신뢰성을 높였다(Sarmas et al., 2024).

Jung et al. (2020)는 건물 5개소의 에너지 사용량 데이터를 기반으로 상업용 건축물의 규모별 에너지 베이스라인을 구축하였다. 저자는 2017년 에너지 총 조사보고서의 통계정보를 활용하여 실제 에너지 사용량과 에너지 베이스라인을 비교하였으며 전산실 등 예외적 에너지

사용패턴을 보이는 요소에 의해 실제 에너지 사용량이 에너지 베이스라인에 비해 높다는 사실을 밝혔다(Jung et al., 2020). 다만, 해당 연구의 에너지 베이스라인 구축방법은 통계조사에 의존하고 있으며 건축 연면적과 연간 에너지 사용량의 단순 회귀분석에 의한 결과로 개별 건물의 에너지 성능을 평가하기 위한 에너지 베이스라인으로 활용하기에 한계가 있다. Yoon et al. (2018)는 머신러닝 알고리즘 기반 에너지 베이스라인 연구를 수행하였다. 시간 단위의 베이스라인 구축을 위해 외기온도를 입력변수로 선정하고 KNN, Random Forest, ANN 모델을 학습하였다. 연구결과에 따르면 3개의 모델 모두 CVRMSE 10% 내외의 우수한 성능을 보였으며 ANN 모델이 가장 적합한 모델임을 밝혔다. 해당 연구에서는 머신러닝 기반 예측모델의 학습 이전에 사분위수 범위 규칙을 적용하여 이상값 제거를 수행하였다(Yoon et al., 2018). 이 과정에서 일부 적정소비에 해당하지 않는 데이터들이 분류되어 제거되었을 것으로 생각된다. 다만, 해당 건물이 평소에 에너지를 적정소비하지 않고 있다고 가정하면 사분위수 범위 규칙만으로 이상값 데이터를 분류하기는 한계가 있다.

Cho (2020)는 데이터 센터의 에너지 효율평가를 위한 PUE 기반의 에너지 베이스라인을 개발하였다. 에너지 베이스라인은 데이터 센터의 특이성을 고려하여 IT 장비, 냉각시스템, 전력계통을 구성하는 장비의 표준 에너지 사용량 데이터를 기반으로 정의하였다. 해당 연구에서는 미국의 에너지 베이스라인 선정 기준을 통합한 모델을 제안하였으며 최소 기준의 에너지 베이스라인을 기준으로 에너지 절감을 평가하는 것이 효율적이라 밝혔다(Cho, 2020). 이 방법은 에너지 절감 효과가 과도하게 측정되는 경우를 방지할 수 있지만 정확한 에너지 절감 효과를 분석하기에는 한계가 있다.

종합적으로 건물의 에너지 소비 또는 베이스라인을 적정하게 결정하기 위한 데이터 전처리 연구와 예측모델 개발 연구는 효과적으로 수행되었다고 생각한다. 다만, 대부분의 선행연구에서는 과거 수집데이터를 기반으로 미래의 에너지 소비를 정확하게 예측하는 것에 목적을 두고 있다.

다만, 건물은 이상적으로 관리하기에 한계가 있다. 여기서 이상적 관리란 에너지를 적정하게 소비하는 방향으로 운영하는 것을 의미한다. 먼저, 제도적 한계가 있다. 정부는 건물에너지관리시스템의 의무화와 제로에너지건축물 인증 등의 제도를 마련하여 건물에너지 절감을 위해 노력하고 있지만 그 기능이 데이터 수집과 가시화에 그치고(Lee, 2022) 제도적 활성화가 미진하여 실효성에 의문이 남아있다(Kwak, 2008).

둘째, 건물은 소유주와 관리자, 사용자가 다른 경우가 일반적이다. 소유주는 에너지 관리를 위한 과도한 초기 비용이 부담이 되며 현실적으로 건물의 관리에 전문적인 기술인력의 투입이 어렵다. 사용자의 입장도 마찬가지다. 사용자의 편의성이 강조되는 현대사회에서 에너지 절감을 위해 기기의 작동을 중단하거나 실내 쾌적성을 고려하지 않고 냉난방 설비와 공조 설비의 가동을 최소화하는 것은 기대하기 어렵다. 현실적으로 건물은 에너지를 적정하게 소비하고 있다고 보기 어렵다.

동적 시뮬레이션은 건물의 에너지 베이스라인을 구축하는 방법의 하나다. 동적 시뮬레이션은 건물의 환경을 모사하여 에너지 소비를 예측할 수 있다. Energyplus, TRNSYS 등이 널리

활용되는 시뮬레이션 소프트웨어다. 최근 연구에서는 동적 시뮬레이션과 데이터 기반 모델을 결합한 하이브리드 모델을 에너지 베이스라인 구축에 활용하고 있다. 하이브리드 모델은 동적 시뮬레이션 모델의 성능을 개선할 수 있는 것으로 알려져 있다(Qaisar and Zhao, 2022; Seong and Hong, 2022).

본 연구에서는 동적 시뮬레이션과 데이터 기반 모델을 결합한 하이브리드 모델을 활용하여 에너지 베이스라인을 구축할 수 있는 알고리즘을 제안하며 건물이 에너지를 적정하게 소비하지 않는다는 사실을 고려하여 에너지 베이스라인을 결정하는 것이 중요하다는 것을 강조하고자 한다.

연구 방법론

연구의 범위

본 장에서는 연구의 범위와 연구의 방법을 제시하였다. 본 연구는 건물의 적정 에너지 베이스라인을 결정하는 방법이 필요하다는 점을 인지하고 하이브리드 모델을 활용한 건물의 에너지 베이스라인 분석을 수행하였다. 건물이 에너지를 적정하게 소비하고 있지 않다는 가정을 두고 에너지 과소비데이터를 제거할 수 있는 알고리즘을 함께 제안하였다. 아래 Table 1에 제시한 바와 같이 에너지 베이스라인을 결정할 수 있는 모델을 선정하였다. 선정된 모델은 동적 시뮬레이션 보정모델로서 동적 시뮬레이션과 데이터 기반 모델을 결합한 하이브리드 모델이다. 데이터는 1년간의 소규모 상업용 건물 전력사용량 데이터를 활용하였다.

Table 1. A model of estimating energy baseline

Category	Description
Hybrid method (Calibrated TRNSYS model)	A method of determining daily energy baseline using the calibrated TRNSYS simulation based on collected data. - Hybrid model = TRNSYS model + ANN

연구의 방법

하이브리드 모델은 동적 시뮬레이션 모델의 에너지 예측량과 과거 건물의 에너지 사용량의 상관관계를 기반으로 미래 에너지 사용량을 예측한다. 예측에 앞서 본 연구에서 제안하는 에너지 과소비데이터 제거 알고리즘은 세 가지 프로세스로 구분하여 수행할 수 있다. 먼저, 첫 번째 프로세스는 사분위수를 활용하여 이상값을 제거하는 것이다. 사분위수 방법은 데이터의 집합 내 극단의 이상값을 제거하기 위한 것이다.

두 번째 프로세스는 다음과 같은 가정 하에 수행된다. 동적 시뮬레이션 모델은 건물이 에너지 소비를 정확하게 예측하는 데에 한계가 있지만 건물의 열적 거동을 모사할 수 있고 외기에 따른 에너지 소비형태를 구현할 수 있어 건물의 이상적인 에너지 소비패턴을 추정할 수 있다. 즉, 아래 Figure 1에서 보이는 바와 같이 시뮬레이션 예측량이 증가한다면 실제 에너지 사용량도 증가할 가능성이 크다. 이를 수식으로 표현하면 다음 식 (1)과 같다.

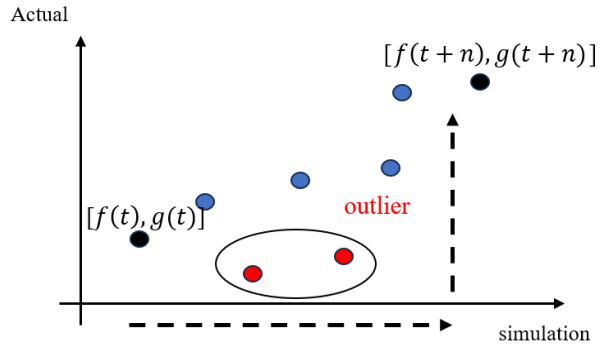


Figure 1. Example of over-consumption detection in the second process of the outlier detection algorithm

$$if f(n) < f(n+k), g(n) \leq g(n+k) \tag{1}$$

여기서 f 는 시뮬레이션 예측량을 의미하며 g 는 실제 사용량이다. 본 가정을 만족하는 데이터의 탐색은 다음과 같이 수행된다. 먼저, 시뮬레이션 예측량과 실제 사용량 값을 활용하여 원점과의 유클리디언 거리를 계산한다. 유클리디언 거리를 기반으로 데이터를 내림차순 정렬하고 데이터의 변화를 분석한다. 첫 번째 가정에 의해 만약, 두 데이터 간의 분석결과가 시뮬레이션 예측량이 적어짐에도 불구하고 실제 사용량이 증가한다면 이상적인 데이터로 보기 힘들다. 유클리디언 거리는 아래 식 (2)와 같이 계산할 수 있다.

$$distance = \sqrt{f^2 + g^2} \tag{2}$$

두 번째 가정은 아래 Figure 2에서 보이는 바와 같이 데이터의 최소점과 중앙점, 최대점을 잇는 선은 데이터의 분포를 대변한다는 것이다. 여기서 최소점과 최대점은 시뮬레이션 예측량과 실제 에너지 사용량이 최소 또는 최대가 되는 점을 뜻하며 중앙값은 데이터의 분포를 나타내는 척도로 데이터 내 극단 값들이 포함되어 있을 때 평균값보다 신뢰할 수 있는 대푯값이다.

시뮬레이션 예측량이 중앙값보다 작을 때 각 데이터와 최소점의 기울기는 최소점과 중앙

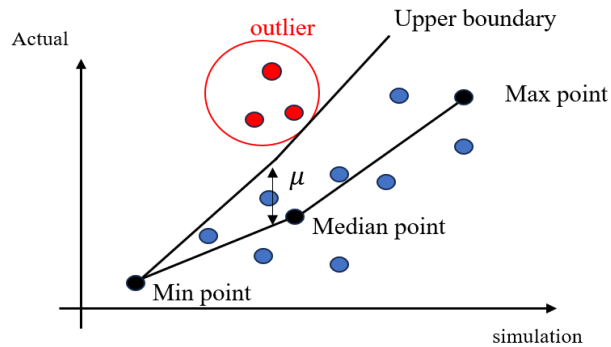


Figure 2. Example of over-consumption detection in the third process of the outlier detection algorithm

점의 기울기($gradient1$)를 넘지 않고 시뮬레이션 예측량이 중앙값보다 클 때는 각 데이터와 중앙점의 기울기가 최대점과 중앙점의 기울기($gradient2$)를 넘지 않는 범위를 이상적인 데이터 분포라 정의하였다. 이상적인 데이터 분포를 판별하기 위한 조건은 아래 식 (3)-(5)를 따른다. 데이터의 경계 기울기는 시뮬레이션 예측량의 오차를 고려하여 데이터의 경계는 마진(μ)을 두었다. 본 연구에서는 계산의 편의를 위해 마진을 1로 설정하였다.

$$gradient1 = \frac{median(y) - \min(y)}{median(x) - \min(x)} \cdot \mu \quad (3)$$

$$gradient2 = \frac{\max(y) - median(y)}{\max(x) - median(x)} \cdot \mu \quad (4)$$

$$ideal\ data \equiv \begin{cases} \text{if } f < median(f), \forall f, g, s.t. \frac{g - \min(g)}{f - \min(f)} \leq gradient1 \\ \text{if } f > median(f), \forall f, g, s.t. \frac{g - median(g)}{f - median(f)} \leq gradient2 \end{cases} \quad (5)$$

사례연구

분석대상 건물

본 연구에서는 시뮬레이션에 소요되는 시간과 비용을 줄이고 시뮬레이션 결과의 오차를 최소화하기 위해 비교적 소규모의 상업 시설을 대상으로 시뮬레이션 모델링을 수행하였다. 분석대상은 총 2개소(이하 건물 A와 건물 B로 지칭함)로 24시간 운영되며 에너지 관리 시스템의 부재로 에너지를 과소비하고 있는 곳이다.

건물 A는 서울시에 위치한 상업 시설로 연면적은 36.4 m²이다. 건물 B는 평택시에 위치한 상업 시설로 연면적 51.2 m²이다. 두 건물 모두 유리로 마감하여 단열성능이 약하지만 외기의 영향에 민감하여 동적 시뮬레이션을 활용하여 분석하기에 적절하다. 실내에 냉장, 냉동설비와 전열기기를 보유하고 있으며 전열기기는 주로 난방기에 사용된다.

에너지 베이스라인 구축 모델

TRNSYS 소프트웨어를 활용하여 시뮬레이션 모델을 구축하였다. TRNSYS는 건축구조 정보, 건물 운영환경 등을 입력변수로 받아 건물의 에너지 수요를 계산할 수 있는 툴이다. 본 연구에서는 시뮬레이션 환경을 구현하기 위해 다음과 Table 2와 같은 정보를 수집하였다. 먼저, 건축도면을 기반으로 상업 시설의 3D 모델링을 수행하였으며 기상데이터는 기상청에서 제공하는 실제 관측값인 외기온도, 습도, 일사량을 활용하였다. 에너지 시뮬레이션을 위한 내부 환경은 기기와 재질, 조명에 의한 발열과 냉난방 설정온도를 적용하여 구현하였다. 또한, 단열정보를 수집하였다. 상세정보는 Table 2에서 참고할 수 있다.

시뮬레이션 모델의 결과는 예측 정확도를 개선하기 위해 데이터 기반 모델과 결합하였다. 데이터 기반 모델은 ANN (Artificial Neural Network)로 100개의 Dense 층을 가지며 활성화 함수는 ReLu 함수로 설정하였다. ANN 모델의 아키텍처는 아래 Table 3과 같다. 본 연구의 하이브리드 모델은 TRNSYS를 활용한 시뮬레이션 예측량을 산출하고 건물의 실제 에너지 사용량 간의 상관관계를 기반으로 구축된다. 즉, 시뮬레이션 결과를 실제 에너지 사용량을 활용하여 보정하는 시뮬레이션 보정모델과 같다.

건물의 에너지 베이스라인 구축은 다음과 같은 절차로 수행된다. 먼저, 앞서 기술한 데이터 검출 알고리즘을 통해 비이상적인 데이터를 검출하여 제거하고 하이브리드 모델의 학습을 통해 에너지 베이스라인을 결정한다. 연구의 결과는 냉난방 에너지 수요를 고려하여 동절기와 하절기로 구분하며 한 달간의 일일 에너지 베이스라인으로 평가한다. 베이스라인은 건물에 대해 비이상적 데이터의 검출 전과 검출 후의 추정결과를 비교 분석한다.

Table 2. Simulation parameters and variables

Category	Description	
	Building A	Building B
Weather condition	Seoul city weather observation data (temperature, humidity, solar radiation)	Pyeongtaek city weather observation data (temperature, humidity, solar radiation)
Indoor setpoint temperature	20 [°C] : Heating season 26 [°C] : Cooling season	20 [°C] : Heating season 26 [°C] : Cooling season
Heat gain from occupancy	Radiative : 15.84 [kJ/m2] Convective : 15.84 [kJ/m2]	Radiative : 15.84 [kJ/m2] Convective : 15.84 [kJ/m2]
Heat gain from appliance	Radiative : 1.44 [kJ/m2] Convective : 5.76 [kJ/m2]	Radiative : 1.44 [kJ/m2] Convective : 5.76 [kJ/m2]
Heat gain from lighting	Radiative : 83.916 [kJ/m2] Convective : 35.96 [kJ/m2]	Radiative : 83.916 [kJ/m2] Convective : 35.96 [kJ/m2]
Insulated materials	Glass materials	Glass materials
The number of floors	1	1
Wall properties	U-value : 3.783 [W/m2K]	U-value : 3.442 [W/m2K]

Table 3. ANN model architecture

Layer type	The number of neurons	Activation function
Input layer	(Input shape : (1,))	None
Hidden layer	100	ReLu
Output layer	1	Linear

실험결과

첫 번째 이상값 제거 프로세스 수행결과

이상값 제거 알고리즘의 첫 번째 프로세스는 사분위수 방법을 활용하였다. 사분위수 방법은

일반적인 데이터 범위에서 크게 벗어난 값을 검출함으로써 통계 기반으로 간단하게 이상값을 판단할 수 있는 방법이다. 본 연구에서는 IQR의 1.5배수를 이상치로 설정하였다. 사분위수 방법을 활용하여 이상값을 검출한 결과 A 건물의 경우 동절기와 하절기 모두에서 이상값이 검출되었다. 특히 하한의 데이터 보다는 상한의 데이터가 이상값으로 검출된 것이 특징적이다. 반면 B 건물의 경우 사분위수 방법을 활용할 때 이상값으로 판단되는 데이터가 없는 것으로 나타났다.

사분위수 방법으로 이상치가 검출되지 않은 것은 실제로 건물의 에너지 소비량이 적정한 것으로 해석할 수도 있지만 반대로 적정하게 소비하지 않은 데이터를 검출하기에 한계가 있는 것으로 볼 수 있다. 사분위수 방법의 검출결과는 아래 Figure 3과 같았다.

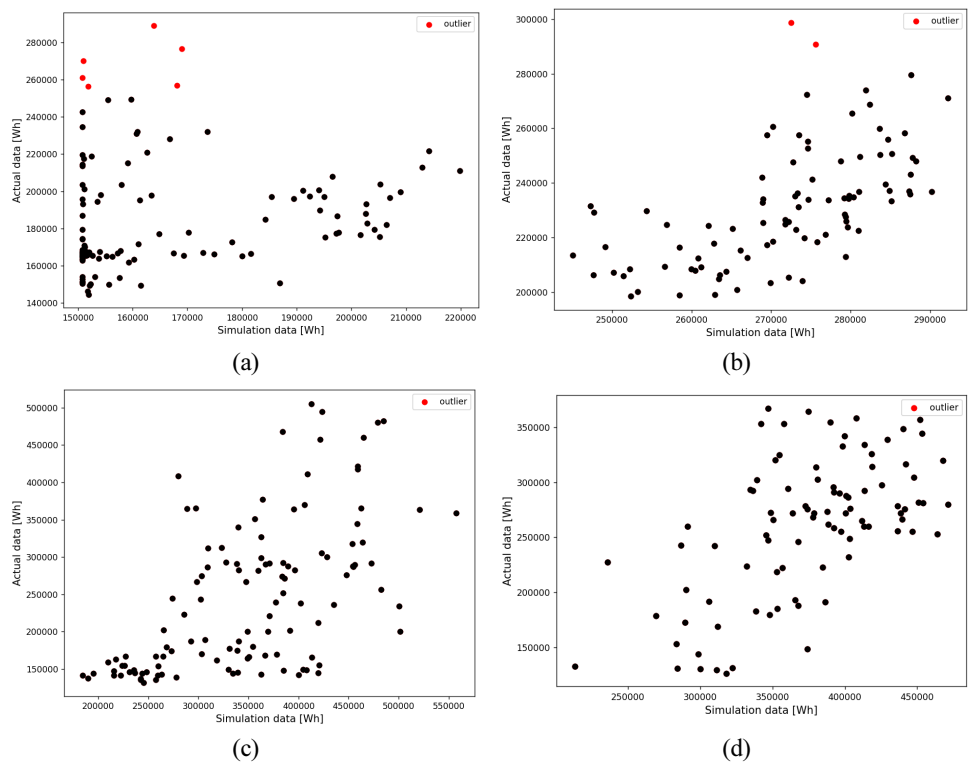


Figure 3. Results of outlier detection by the first process of an algorithm; (a) In the heating season of Building A (b) In the cooling season of Building A (c) In the heating season of Building B (d) In the cooling season of Building B

두 번째 이상값 제거 프로세스 수행결과

두 번째 이상값 제거 알고리즘 프로세스는 시뮬레이션 데이터와 실제 데이터 간의 관계에 대한 가정을 두고 수행하였다. 시뮬레이션 데이터가 증가할 때 실제 에너지 사용량 데이터 역시 증가하는 것이 이상적이라 할 수 있다. 앞서 설명한 바와 같이 각 데이터의 원점과의 유클리디언 거리를 기준으로 데이터를 정렬하고 식 (1)을 만족하지 않는 이상값을 검출하였다. 이상값 검출 결과는 다음과 같았다. A 건물의 경우 동절기 4개, 하절기 2개의 데이터가 이상값으로 검

출되었으며 B 건물의 경우 동절기에 5개, 하절기에 7개의 데이터가 이상값으로 검출되어 상대적으로 검출 수가 많았다. 두 번째 이상값 제거 프로세스의 검출 결과는 아래 Figure 4와 같았다.

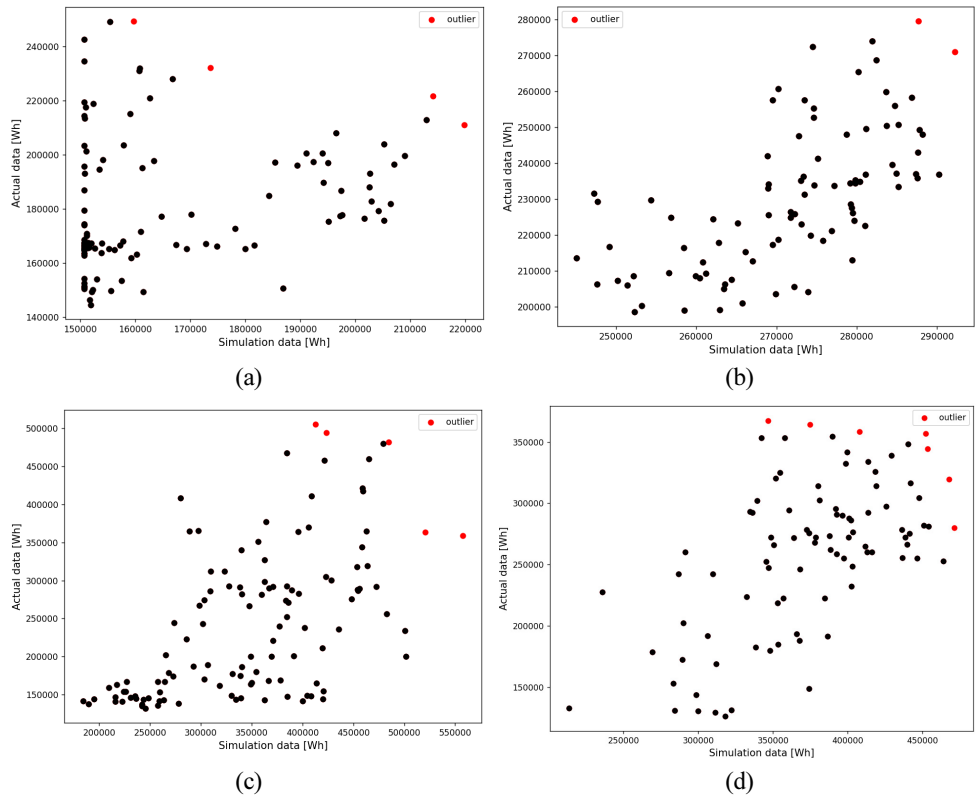


Figure 4. Results of outlier detection by the second process of an algorithm; (a) In the heating season of Building A (b) In the cooling season of Building A (c) In the heating season of Building B (d) In the cooling season of Building B

세 번째 이상값 제거 프로세스 수행결과

이상값 제거 알고리즘의 세 번째 프로세스는 데이터의 최소값, 최대값, 중앙값을 활용한다. 최소값과 최대값, 중앙값은 데이터 전체의 분포를 대변할 수 있는 중요 척도가 될 수 있다. 데이터의 분포가 최소값을 거쳐 중앙값, 최대값으로 이동할 때 변화하는 정도를 기준으로 이상값을 검출하였다. 즉, 최소값과 중앙값 사이의 변화율($gradient1$)과 중앙값과 최대값 사이의 변화율($gradient2$)을 이상값 검출의 근거로 활용하였다.

세 번째 프로세스를 수행하기 이전 동절기의 건물 A는 시뮬레이션 데이터 값이 작을 때 실제 에너지 사용량이 큰 비이상적인 데이터 분포를 보였다. 알고리즘 수행 이후에는 이상값들을 다수 검출할 수 있었다. 하절기에 건물 A는 비교적 고른 데이터 분포를 보였으며 알고리즘 수행 이후 비교적 과소비 영역의 데이터들이 이상값으로 검출되었다. 건물 B의 경우 동절기와 하절기 모두 고른 데이터 분포를 보였으며 알고리즘 수행 이후 과소비 영역의 데이터들이 적절히 검출되었다. 검출 결과는 아래 Figure 5와 같았다.

건물 A는 동절기에 106일의 일일 에너지 소비 데이터 중 55개의 데이터가 과소비 데이터

로 검출되었다. 하절기에는 88일의 데이터 중 35개의 데이터가 과소비로 검출되었다. 건물 B의 경우 동절기에 112일 중 50일, 하절기에 85일 중 37일이 과소비 데이터로 검출되었다.

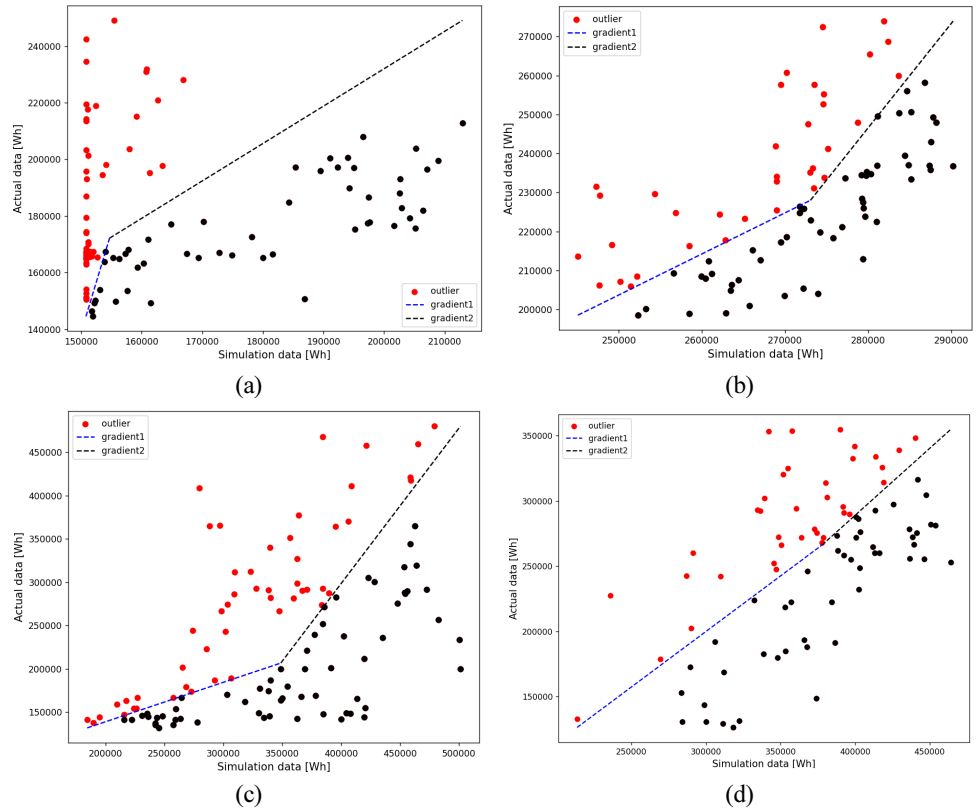


Figure 5. Results of outlier detection by the third process of an algorithm; (a) In the heating season of Building A (b) In the cooling season of Building A (c) In the heating season of Building B (d) In the cooling season of Building B

이상값 검출 전후 베이스라인 추정 결과

건물의 에너지 베이스라인 구축은 다음과 같은 절차로 수행된다. 먼저, 앞서 기술한 데이터 검출 알고리즘을 통해 비이상적인 데이터를 검출하여 제거하고 하이브리드 모델의 학습을 통해 에너지 베이스라인을 추정한다. 연구의 결과는 동절기와 하절기로 구분한 일일 에너지 베이스라인으로 평가하며 건물에 대해 비이상적 데이터의 검출 전과 검출 후의 베이스라인을 비교 분석한다.

건물 A와 B의 일일 에너지 베이스라인 추정결과는 다음과 같이 나타났다. 먼저, 건물 A의 동절기의 경우 과소비 데이터를 제거함으로써 에너지 베이스라인이 많게는 8.996% 낮아졌으며 한 달의 테스트 데이터를 활용한 결과 평균적으로 7.948% 낮아졌다. 건물 A의 하절기의 경우 평균 약 3.721% 낮은 에너지 베이스라인이 추정되었다. 건물 B의 경우 상대적으로 과소비 데이터 검출 전과 검출 후의 에너지 베이스라인의 차이가 큰 것으로 나타났다. 동절기의 건물 B는 과소비 데이터 검출 후 12월 한 달간의 에너지 베이스라인 추정 결과 과소비 데이

터 검출 전에 비해 27.878% 낮았다. 하절기에는 과소비 데이터 검출 후의 에너지 베이스라인이 한 달 평균 8.610% 낮은 것으로 나타났으며 맑게는 10%를 상회하는 비율만큼 낮았다. 분석결과는 아래 Figure 6을 통해 가시화하였다.

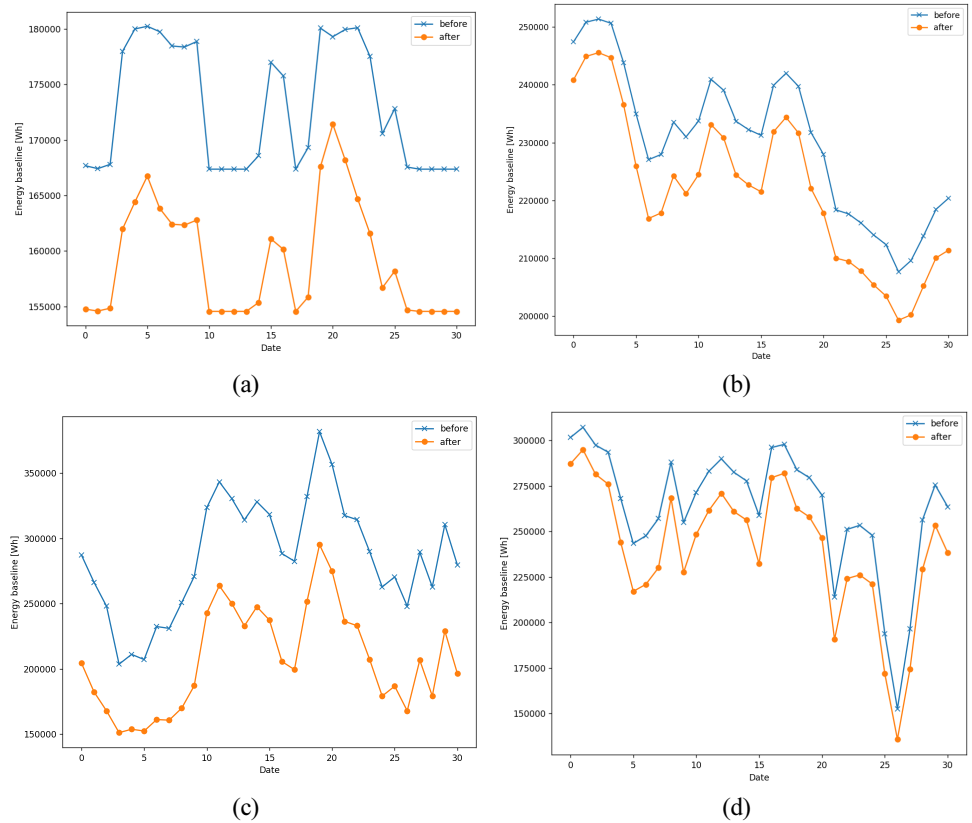


Figure 6. Estimation of daily baseline energy; (a) In the heating season of Building A (b) In the cooling season of Building A (c) In the heating season of Building B (d) In the cooling season of Building B

토론

에너지 베이스라인은 건물이나 건물군의 에너지 소비를 평가하는 기준점이다. 적절한 에너지 베이스라인 설정은 건물의 에너지 효율을 객관적으로 평가하고 에너지 절약조치의 효과를 정확하게 측정하는데 필수적이라 할 수 있다.

현실적으로 많은 건물들은 에너지를 비효율적으로 사용하고 있어 적절한 베이스라인 설정이 어려운 경우가 많다. 정확하고 실제적인 에너지 베이스라인을 설정하기 위해 건물의 에너지 소비실태를 지속적으로 모니터링하는 것이 중요하다. 이를 통해 지속 가능한 에너지 관리 전략을 수립할 수 있을 것으로 생각한다.

에너지 베이스라인의 적절한 설정과 관리는 에너지 수요관리 사업 등의 실제 효과를 판단하는 데 핵심적인 역할을 한다. 수요관리 사업에 참여하는 자원들은 에너지 베이스라인을 기

준으로 에너지 절감량을 산출하고 그에 따른 보상을 받는다. 에너지 수요관리 사업의 실질적인 효과를 검증하기 위해서는 적정하게 결정된 에너지 베이스라인을 기준으로 에너지 절감량이 정확하게 평가되어야 한다.

결론

본 연구는 건물의 적절한 에너지 관리계획 수립을 위한 에너지 베이스라인 구축에 관한 것이다. ECM을 수행함에 따라 건물의 에너지 절감량을 산출하고 평가 M&V 과정에서 건물의 에너지 소비실태를 선행적으로 파악할 수 있어야 하며 건물의 관리적 한계를 인지하고 에너지 소비데이터를 분석할 필요가 있다.

본 연구는 기존의 연구와는 달리 에너지 베이스라인을 구축함에 있어 단순한 에너지 소비 예측방법을 활용하는 것이 아닌 건물의 현실적인 문제를 인지하고 이상적이지 않은 건물 에너지 관리 실태에 대한 대응 필요성을 강조하고자 적정한 에너지 베이스라인 구축연구 모델을 제안하였다. 적정 에너지 베이스라인을 구축하기 위해 동적 시뮬레이션 모델을 활용하여 상대적으로 과소비로 예상되는 데이터를 검출하는 알고리즘을 기술하였다.

연구결과에 따르면 에너지 소비행태에 따라 에너지 베이스라인이 다르게 구축되며 과소비 데이터를 검출 후 동일 최대 28% 이상의 에너지 베이스라인 추정값 차이를 보였다. 본 연구의 결과는 수집데이터를 기반으로 가정에 의해 데이터 상태를 정의함에 따라 베이스라인을 정확하게 결정하는 방법과는 거리가 있다. 다만, 에너지 베이스라인 구축을 하기에 앞서 에너지 베이스라인이 적정한 것인가에 대한 판단 기준이 필요할 것으로 생각한다. 또한, 적정 에너지 베이스라인을 구축함으로써 수요관리의 측면에서 정확한 에너지 절감효과를 산정할 수 있을 것으로 생각된다.

향후 연구에서는 베이스라인 구축을 위한 방법으로 에너지 소비 실태를 분석하고 비이상적 데이터를 검출할 수 있는 추가적인 알고리즘을 개발하고자 한다.

후기

이 논문은 2024년도 정부(산업통상자원부)의 재원으로 한국에너지기술평가원의 에너지 수요관리핵심기술개발사업 지원(RS-2023-00238487)으로 수행한 연구임.

References

1. Afroz, Z., Gunay, H.B., O'Brien, W., Newsham, G., Wilton, I. (2021). An inquiry into the capabilities of baseline building energy modelling approaches to estimate energy savings. *Energy and Buildings*, 244, 111054. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2021.111054>.

2. Díaz, J.A., Ramos, J.S., Delgado, M.C.G., García, D.H., Montoya, F.G., Domínguez, S.Á. (2018). A daily baseline model based on transfer functions for the verification of energy saving. A case study of the administration room at the Palacio de la Madraza, Granada. *Applied Energy*, 224, 538-549. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.04.060>.
3. Jung, Y.W., Kim, J.Y., Kim, J.U. (2020). Optimal Selection of Energy Baseline Through Analysis of Electrical Energy Consumption Statistics and Influence Factors of Office Buildings. *Journal of Korean Institute of Architectural Sustainable Environment and Building Systems*, 14(6), 601-612.
4. Kim, Y.M. (2021). Greenhouse Gas Reduction Targets for 2050 and Policy Instruments for Carbon Neutrality in the Building Sector. *KRIHS*, 479.
5. Kwak, R.Y. (2008). Questionnaire survey & Evaluation for Quality Level of Energy Management System in Buildings. *Journal of the Architectural Institute of Korea Planning & Design*, 24(12), 353-360.
6. Qaisar, I., Zhao, Q. (2022). Energy baseline prediction for buildings: A review. *Results in Control and Optimization*, 7, 100129. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rico.2022.100129>.
7. Sarmas, E., Forouli, A., Marinakis, V., Doukas, H. (2024). Baseline energy modeling for improved measurement and verification through the use of ensemble artificial intelligence models. *Information Sciences*, 654, 119879, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ins.2023.119879>.
8. Seong, N.C., Hong, G.P. (2022). An Analysis of the Effect of the Data Preprocess on the Performance of Building Load Prediction Model Using Multilayer Neural Networks. *Journal of Korean Institute of Architectural Sustainable Environment and Building Systems*, 16(4), 273-284.
9. Srivastav, A., Tewari, A., Dong, B. (2013). Baseline building energy modeling and localized uncertainty quantification using Gaussian mixture models. *Energy and Buildings*, 65, 438-447. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2013.05.037>.
10. Wi, Y.M. (2017). A Study on the Baseline Load Estimation Method using Heating Degree Days and Cooling Degree Days Adjustment. *The Transactions of the Korean Institute of Electrical Engineers*, 66(5), 745-749.
11. Yoon, Y.R., Lee, M.H., Moon, H.J. (2018). Comparison of Building Energy Prediction Models based on Machine Learning Algorithms for Hourly M&V Baseline. *The Korean Society of Living Environmental System*, 25(5), 595-602.
12. Cho, J.K. (2020). A Study on Evaluation Methodologies of Energy Efficiency Rating for Data Centers. *2020 SAREK Winter Annual Conference*, 376-379.
13. Lee, T.W. (2022). Suggestions for supply expansion and industry activation of the building & energy management system. *2022 SAREK Winter Annual Conference*, 173-176.
14. United Nations (UN). (2020). *2020 Global Status Report for Buildings and Construction; Towards a zero-emissions, efficient and resilient buildings and construction sector*.