

## 건물에너지 절감량 평가를 위한 외기온 정보 활용에 관한 연구

정혜진<sup>†</sup>

서울대학교 지속가능발전연구소 온실가스·에너지종합관리센터 연구교수

### A Study on the Use of Outdoor Temperature Information for Evaluating Building Energy Savings

Jung, Hye-jin<sup>†</sup>

Research Professor, Institute for Sustainable Development at Seoul National University, Seoul, Korea

#### ABSTRACT

Improving building energy efficiency is a major goal of energy policies. In recent years, various energy efficiency projects have been underway to reduce greenhouse gases. The general method of evaluating energy savings focuses on performance analysis of energy saving technologies. However, fluctuations in energy consumption of buildings can be caused by issues other than changes in specific energy saving facilities. Therefore, it is cost-effective to determine energy savings through changes in the overall building energy consumption before and after implementation of ECM (Energy Conservation Measures). Through this, we statistically verified a method of considering outdoor temperatures when calculating the energy savings using the energy efficiency measurement method IPMVP (International Performance Measurement and Verification Protocol). Based on this analysis, unlike methods that assume numerous data will be highly correlated, we found that our model considering the data resolutions of the average daily temperature and daily power consumption was the most suitable and efficient among the models with various data resolutions. This shows that statistically appropriate results can be obtained even if there is only small amounts of outdoor temperature and daily energy consumption data needed for energy savings assessment. It is expected that energy management methodologies for practitioners will improve if analysis methods considering energy consumption patterns of buildings are further developed.

**Key words:** Building Energy Efficiency, GHG Reduction, Energy Saving, ECM, Outdoor Temperature, IPMVP, Energy Big Data, Energy Management, Energy Monitoring

### 1. 서론

에너지 수요 증가 및 재난적 기후변화에 대응하기 위한 에너지 효율화 사업이 다양한 방면에서 급속도로 증가하고 있다. 에너지 소비 증가에 대응하는 공급의 어려움은 에너지 자원의 고갈, 부정적인 환경 영향에 대한 우려를 불러일으켰으며, 이 같은 이유로 건물의 에너지 효율성 제

고는 지역, 국가 및 국제적인 수준에서 에너지 정책의 주요한 목표로 등장하였다(Luis et al., 2008). 기후변화 대응을 위한 국제적인 활동에 부응하는 우리 정부의 제도 이행 또한 에너지 효율화 사업의 활성화를 이끌고 있다. 특히, 온실가스 배출권 거래제도와 같은 온실가스 다배출 기관에 대한 감축 규제에 대응하기 위하여 에너지 효율화 사업 자체뿐 아니라 절감 성과 측정, 그리고 이에 대한 신뢰도

<sup>†</sup> Corresponding author : [jhj2005@snu.ac.kr](mailto:jhj2005@snu.ac.kr) (08826, Build. No. 18-508, 1 Gwanak-ro, Gwanak-gu, Seoul, Republic of Korea. Tel. +82-2-880-9522)

ORCID 정혜진 0000-0002-8772-9595

확보 방안에 대하여 다양한 논의가 이루어지고 있다. 인정된 감축 실적은 배출권의 추가 할당 혹은 상쇄 실적으로 인정받아 감축 의무 기관의 규제 대응 수단으로도 활용할 수 있기 때문이다.

하지만, 절감 실적의 평가 과정에서 발생하는 가장 직접적인 문제는 전력, 가스, 유류와 같은 에너지 자원의 수요 절감량을 직접적으로 측정하는 것이 불가능하다는 점이다. 왜냐하면, 절감량은 소비 또는 수요의 감소 혹은 그것의 부재를 의미하기 때문이다. 녹색건축 인증과 에너지 효율등급 인증과정에서는 시뮬레이션 기법을 통해 소비 또는 수요의 예상 감소분을 산정하고 인증 평가를 받았지만 이때 산정된 예상 에너지 절감량이 준공 후 실제 에너지 절감량과 일치하는지에 대해서는 지속적인 문제제기가 있어 왔다(Choi and Park, 2016; Choi, 2017). 설계단계에서도 면상에 기재된 건축, 기계, 전기요소 등의 시뮬레이션 조건과 준공 후 실제 가동 혹은 건물의 사용 패턴이 일치하지 않은 경우가 빈번하기 때문이다. 에너지 절감 사업의 초기 비용 부담을 줄이기 위한 ESCO 사업 또한 진행 과정 중 발생한 다양한 문제점을 개선하는 차원에서 성과보증 계약방식으로 사업진행을 하고 있지만 성과 평가를 위한 측정 및 검증 표준이 부족하여 사용자와 관리자 간의 신뢰 구축 뿐 아니라 사업의 지속적인 이행과 확장 측면에서 어려움이 있는 실정이다(Huh, 2013). 따라서, 건물에너지 절감 평가를 위해서 단위 건물 전체의 에너지 절감량 자체 보다는 고효율 조명, 보일러 등과 같은 ECM (Energy Conservation Measures, 에너지절감기술요소) 도입에 의한 절감량 산정 방법 가이드라인<sup>1)</sup>이 통용되고 있다. 하지만, 이는 고도의 계측 장비와 통신 설비에 의한 데이터 수집의 불확도가 제거되었을 경우 적용이 원활하기 때문에 전문성 및 비용효과적인 측면에서 실무적 활용이 어려우므로 통상적으로는 전문 검증 기관에 의뢰하기 마련이다. 상기한 이유로 인해 합리적인 수단과 비용을 통해 건물에너지 절감 실적을 평가할 수 있는 방법론에 대한 논의가 꾸준히 진행되고 있다.

에너지 절감량은 어떠한 프로그램의 실행 전과 후에 측정된 각각의 소비량과 수요를 비교하고 변경된 조건에 따른 적절한 조정을 통해 결정되는 구조이기 때문에 전과 후의 에너지 소비량이나 수요의 비교는 일관성 있는 기준에 따라 이루어져야 하며 국제적인 기준에 부합되는 M&V

방식을 사용하여야 한다(EVO, 2016). 건물을 대상으로 한 에너지 절감 사업을 예로 들면, 사업 기간 동안 비교 대상이 되는 ‘절감 조치가 없을 때 에너지 사용량’, 즉, 절감량은 실제로 존재하지 않기 때문에 직접 산정이 어렵다. 따라서, 절감량을 산정하기 위한 베이스라인<sup>2)</sup>을 어떤 기준으로 설정하고 이 베이스라인을 현재 상황에 맞게 어떤 방식으로 조절할 것인가가 에너지 절감량 평가의 핵심이라고 할 수 있다(Efficiency Valuation Organization<sup>3)</sup>, 2016). 이를 위하여 국내에서 활용하고 있는 몇 가지 에너지 절감량 산정 가이드라인 역시 베이스라인 설정에 대한 중요성이 강조되고 있다.

특히, 본 연구에서 다루는 건물 부문의 경우 건물 전체의 일정기간 에너지 소비량이 특정한 에너지 효율화 설비의 변동만으로 좌우되지 않는 특성을 가질 수 있기 때문에 건물에너지 소비에 영향을 끼치는 대표적인 영향 인자(독립변수)에 의한 일상적인 조정량을 산정해 내는 것이 중요하다. 따라서, 에너지 소비량 영향 인자에 의한 소비량 조정(Adjusted Baseline Energy)은 신뢰도 확보에 가장 중요한 절차이며, 이를 위하여 에너지 소비 영향 요인인 날씨, 생산량, 점유율의 변화 양상을 통계적 모형을 통해 유추하여 일상적 조정에 의한 변동량을 산정할 수 있어야 한다. 국제성과측정 및 검증 프로토콜(IPMVP) 상의 절감량의 개념 또한 다음과 같이 베이스라인 기간 에너지와 보고기간 에너지의 차이에 조정량을 환산한 값으로 표현하고 있다.

특히, 건물의 이용 강도 변화가 기온 변화에 따른 주기성을 띠고 있는 상황에서는 에너지 증감량 평가를 위해 외기온 변화에 따른 베이스라인을 실증적으로 구축하는 것이 매우 중요한 과제라고 할 수 있다. 왜냐하면 건물의 이용 특성에 따라 다양한 변동변수가 존재할 수 있지만 외기온은 반드시 고려되어야 하는 고정변수이기 때문이다. 요컨대, 특정 건물의 외기온에 의한 에너지 소비 변화 폭을 과학적으로 측정할 수 있다면 외기온 이외의 요인에 의한 변화량을 합리적인 수준에서 도출할 수 있으므로 특정한 건물에 도입한 에너지 효율 설비 혹은 에너지 절감 활동에 의한 감축량을 산정할 수 있는 것이다. 따라서, 동일한 외기 환경에 접해 있는 다량의 유사 집단의 연간 에너지 소비 데이터를 바탕으로 외기온 정보를 어떤 방식으로 활용할지에 대한 귀납적 연구 결과가 활발하게 제시될 필요가 있다.

1) 환경부, 외부사업방법론 등

2) 예상 에너지 소비량

3) 국제 에너지 효율 평가 기구

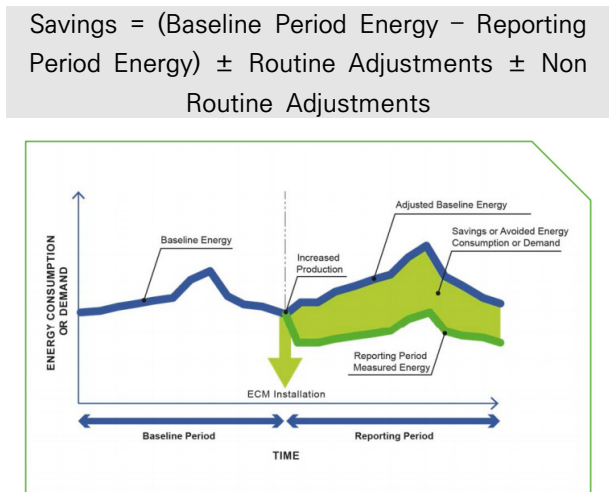


Fig. 1. Calculation equation and conceptual diagram of IPMVP option C

(Source: EVO (2016).)

이 같은 연구 목적을 달성하기 위하여 본 연구에서는 에너지 절감 평가 방법론과 그 과정상에 외기온 사용의 불가역성, 그리고 외기온을 활용하여 절감량을 평가 했던 기존 연구의 한계를 밝힌다. 또한 특정 설비가 아닌 건물 단위의 에너지 소비량 변동을 평가할 수 있는 국제공인방법론을 소개하고 실증 분석에 적용하여 그 결과를 제시하고자 한다. 이를 통해 외기온 종류별 모형의 설명력을 차별적으로 보여줌으로써 외기온 활용을 위한 가장 적합한 데이터 해상도를 제시하고 그 의미를 설명하고자 한다.

## 2. 이론적 고찰

### 2.1 에너지 절감 측정 및 검증 관련 선행 연구

건물의 에너지 성능 평가를 위한 가장 대표적인 정량화 방법은 성능 벤치마킹 기법이다. 그리고 정량화 방법은 에너지 데이터 획득 접근방법에 따라 계산 기반, 측정 기반 및 하이브리드 방법 등 세 가지 범주로 분류된다 (Shengwei et al., 2012). 벤치마킹 분석은 상향식, 하향식 분석 방법으로 구분하고 건물의 특정 상황, 즉 유사 용도 간 에너지 집약도 등에 초점을 맞추는 것이 통상적이다 (Esfandiar Burman et al., 2014). 이 같은 분석 결과를 기반으로 최근에는 시뮬레이션 소프트웨어를 활용한 동적 에너지 벤치마크 방법론이 체계화 되고 있는 추세이다 (Jiangyan Liu et al., 2016). 나아가 다중선형회귀, 인공신

경망 지원 회귀분석과 같은 AI 기반 방법들에 대한 심도 깊은 분석이 수행되고 있다. 이러한 AI 기반 에너지 사용 예측 방법들은 시뮬레이션에 의한 분석 기법의 정밀도를 올리고자 하는 접근을 취하고 있다(Zeyu and Ravi, 2017).

한편, 정부의 에너지 절감 계획 상 중요하게 간주되는 건물 부문은 건물의 에너지 사용량에 영향을 끼치는 매개 변수에 의한 민감도 분석의 연구가 꾸준히 이행되어 왔다. 중요한 민감도는 건물 크기와 기상 조건에 따라 구분되는 특성을 지니고 있다(Elie and Carol, 2012). 특히, 기상데이터는 건물의 에너지 사용량에 지대한 영향을 줄 수 있는 인자로서 외기온, 일사, 습도 등의 요소로 이루어진다. 이 중에서도 특히 외기온도는 다양한 선행 연구에서 에너지 예측 모델의 필수적인 입력변수로 활용되어 왔다. Deb C. et al. (2015)의 연구에서는 냉방에너지 사용량과 기상요인 간 상관성을 분석하였는데, 외기 온도와 건물에너지 소비량의 상관관계가 가장 높고, 습도 및 일사량은 에너지 소비에 큰 상관관계를 보이지 않는 것으로 나타났다. Yoon et al. (2017)의 연구에서도 외기온도, 현재 부하 및 시간, 요일을 기반으로 학습하여 에너지 예측 모델을 비교 분석하였다. 이처럼 건물의 에너지 사용량에 영향을 주는 기상 데이터 인자 중 외기온도가 에너지 사용량과의 가장 큰 상관관계를 이루고 있지만 건물에너지 예측에 사용된 외기온 데이터의 해상도는 다양하게 이용되고 있어 적절한 활용에 어려움이 있을 뿐 아니라 이용자들의 합리적인 판단을 요구하고 있다(Kim and Park, 2016). Woo et al. (2016)은 대학 건물의 에너지 사용이 재실 점유 형태에 영향을 많이 받는 이유로 에너지 사용량 자료를 활용한 패턴 분석 접근을 진행하였는데, 그 결과 외기온, 에너지 소비량, 데이터 기울기를 건물 에너지 소비 특징을 구분하는 지표로 설정하였고 이때 사용한 외기온 데이터는 연간 일평균 기온 값이다. Lee et al. (2014)와 Yoon et al. (2017)은 건물의 주요한 에너지 소비원 중 냉난방 에너지 소비를 평가하기 위하여 월 단위 기온 정보를 활용한 바 있다. 한편 Cho (2016)은 가장 해상도가 높은 데이터인 기상청 제공 시간 단위 평균 기온 값을 매개변수로 한 에너지 사용량 평가를 진행하였다. 이와 같이 에너지 절감량 평가를 위해 외기온을 핵심 변수로 활용해 왔지만 다양한 종류의 데이터, 특히, 해상도 면에서 적합한 혹은 효율적으로 활용 가능한 데이터 수준에 대해서는 실증적인 결과를 제시하고 있지 않는 실정이다.

2.2 에너지 절감 측정 및 검증 방법론

에너지 소비량 분석에 관한 연구는 시뮬레이션을 통한 분석적 방법(Alytic Method)과 사후에 실 소비량을 통해 분석하는 실증적 방식(Empirical Method)으로 구분할 수 있다(Woo et al., 2016). 시뮬레이션 분석의 경우에는 특정 모델을 전제로 하여 에너지 소비량을 추론하는 관계로 실제 소비량과 큰 차이를 보일 우려가 있어 근래의 많은 연구는 실증적 기법(사후 분석)을 활용하고 있으며 M&V 기법에 의한 에너지 절감량 평가의 필요성도 사전 평가 방식인 시뮬레이션 기법의 문제점에서 출발하였다(Kim and Haberl, 2015).

건물부문에서 흔히 적용하는 고효율 설비 교체 사업의 방법론<sup>4)</sup>을 예로 들면 y년도의 온실가스 감축량은 식 (1)과 같이 베이스라인 배출량(BE<sub>y</sub>)에서 사업배출량(PE<sub>y</sub>)과 누출량(LE<sub>y</sub>)을 제외한 양으로 규정되어 있다.

$$ER_y = BE_y - PE_y - LE_y$$

(1) GHG Emissions Reduction Formula

이때 y년도 베이스라인 배출량(BE<sub>y</sub>)은 전력, 화석연료 사용 또는 스팀, 온수 및 압축공기 등과 같은 열매체의 사용에 의한 배출 및 냉매 사용에 의한 배출량을 산정해야 하는데 식 (2)와 같이 베이스라인 시나리오 배출계수(EF<sub>bsl</sub>)와 투입 물질량(Q<sub>p,y</sub>)의 곱으로 산정된다.

$$BE_y = EF_{BSL} \times Q_{P,y}$$

(2) GHG Emission Calculation Formula

여기서 베이스라인 시나리오 배출계수는 사업 전 최소 3개년간의 물질투입량 1단위당 배출량을 산정하는 일종의 사업 전 원단위 산정의 의미를 지니고 있다. 따라서 원단위인 시나리오 배출계수에 y년도의 단위공정산출물의 양을 곱하여 베이스라인 배출량을 산정하게 된다. 정도검사를 받은 계량기로 측정된 물질의 투입량을 바탕으로 한 시나리오 배출계수를 구하는 것이 본 방법론의 핵심이다.

$$PE_y = PE_{EL,y} + PE_{FF,y} + PE_{ECM,y} + PE_{ref,y}$$

(3) Formula for the project emissions

한편 식 (3)의 사업배출량(PE<sub>y</sub>)은 전력(PE<sub>EL,y</sub>), 화석연료(PE<sub>FF,y</sub>) 사용, 온수 등과 같은 열매체(PE<sub>ECM,y</sub>)의 사용, 냉매누출(PE<sub>ref,y</sub>)에 의한 배출량을 산정하여야 하는데 절감 실적을 인정받고자 하는 경우에 필수적으로 검교정 받은 계량기에 의한 사용량 정보가 요구된다. 따라서, 건물 부문의 고효율 설비 적용을 통한 감축실적을 증빙하기 위해서는 감축 설비 사업 전 3개년과 사업 후 특정년도의 물질투입량 정보가 검교정을 받은 계량 정보로 존재하여야 한다. 하지만 전술한 것과 같이 이 같은 조건을 만족하기 위한 실무적인 어려움과 비용상의 문제가 존재하여 M&V 방법에 대한 논의가 꾸준히 진행되고 있는 실정이다<sup>5)</sup>.

한편, EVO에서 제작하여 보급하고 있는 대표적인 에너지 성능평가 프로토콜인 IPMVP (International Performance Measurement and Verification Protocol)에서는 에너지 효율 측정 방식으로 4가지 옵션을 제시하고 있다. 이러한 옵션들은 측정 경계의 개념과 관련이 있으며 절감량 산출을 위해서로 다른 방법을 적용할 수 있다고 밝히고 있다. 옵션을 선택하려면 ECM 측정 경계의 위치를 포함한 다양한 사항을 고려하여야 하며 절감량 산출에서의 에너지량은 에너지 소비량과 수요의 산출에 사용된 다양한 파라미터와 대리변수를 측정하도록 하고 있다. 옵션 A의 경우 파라미터가 적절한 정확성을 갖춘 것으로 이미 알려져 있는 경우 일부 추정된 ECM 파라미터를 사용할 수 있지만 대부분은 반드시 측정해야 하는 어려움이 있다. ECM 자체의 성능이 관심 대상일 경우 옵션 A, B와 같은 개수분리(retrofit-isolation) 옵션이 적절하지만<sup>6)</sup> 에너지 소비에 영향을 주는 다양한 변수 등을 측정하지 않고 건물 전체의 절감량을 결정해야하는 경우는 옵션 C나 D가 선호된다. Table 1과 같이 옵션 C는 전체시설의 에너지 소비량과 수요를 특정하여 절감량을 결정하고 옵션 D는 전체 시설을 대상으로 하되 측정값이 아닌 시뮬레이션 값을 활용한다(EVO, 2016). 따라서, 실무 여건에 맞는 건물 단위(전체)의 절감량 산정 기법은 ‘옵션 C’라고 할 수 있으며 베이스라인과 보고 기간의 에너지 연속측정에 기반을 하고 있기 때문에 통계적으로 합리적인 수준의 절감량을 산정할 수 있

4) 온실가스 배출권거래제 상쇄제도 외부 사업 방법론 (03A-004-Ver01)

5) 예를 들어, 고효율 설비교체 사업이 고효율 보일러 교체 사업이라고 한다면 원칙적으로는 설치되기 전 후 보일러에 투입되는 물질(상수 등)의 양을 별도의 계량기로 측정 한 데이터가 있어야 한다.

6) 따라서 옵션 A, B를 쓰는 경우에는 일반적으로 대형 설비 도입시 적용하는 기법이다.

는 옵션이다. 다만, 이 또한 케이스 별로 파라미터 선정의 적절성이 과제로 남아 있는 것은 사실이다.

실제로 건물부문에서 발생하는 피크부하는 냉난방에 의하여 발생하는 경우가 대부분이다. 냉난방시 발생하는 피크 부하를 절감하기 위하여 많은 기관에서 시스템 에어컨을 도입하고 있으며, 일종의 환경 대응형 자동화 방식인 시스템 제어는 실내 목표 온도 설정을 통해 외기온의 변화, 재실자의 변동 등에 능동적으로 대응한다. 이처럼 공급 설비의 운전 개선에 의한 절감 효과는 에너지 효율화 설비의 성능과 효율 변화만을 대상으로 측정하는 옵션 A로는 효과적인 측정이 어려우며 특정한 절감 행위에 의한 전체 건물의 에너지 소비가 얼마나 감소하였는지를 정의하는 방법은 옵션 C가 적절하다고 할 수 있다.

### 3. 분석 대상의 설정과 분석 모형 설명

#### 3.1 분석 대상의 설정과 경계

본 연구는 단순한 질문에서부터 시작하였다. 건물부문의 에너지 절감 실적을 효율적으로 평가할 수 있는 방법론 적용을 위한 고정 변수이자 필수 파라미터인 외기온 적용에 있어서 어떤 해상도를 가지는 것이 가장 ‘효율’적인가에 대한 답을 찾는 것이다. 상기한 ‘효율’의 수준을 정량적으로 특정할 수는 없지만 일반적으로는 비용 효과적이면

서 동시에 불확도를 최소화 할 수 있는 수준이라는 의미로 이해할 수 있다. 선행연구에서도 밝히고 있지만 현재 기상청에서 제공하는 외기온 정보는 시간 단위까지 수집이 가능하고 연구 방법에 따라 일평균, 일최고, 일최저 혹은 월평균 외기온 값을 사용하기도 한다. 따라서, 건물 부문의 에너지 소비량은 분석 대상의 에너지 소비량 수집 해상도의 수준에 맞추어 외기온을 선택적으로 채택할 수 있는 장점이 있는 반면 후속 연구자 입장에서는 기존 연구가 목적에 따라 다양한 외기온 정보를 취하고 있기에 이 중 활용이 가능한 가장 유의한 외기온 해상도가 어떤 것인지 판단하기가 어려운 단점도 있다. 따라서 이 같은 단점을 해결할 수 있는 방법은 동일한 외기온을 가지는 특정 지역의 집단화된 건물의 1개년 이상의 시간단위 이하 전력 데이터를 확보하고 이를 바탕으로 에너지 소비 정보를 분석하는 것이라고 할 수 있다.

이를 위하여 본 연구에서는 단일한 조건하에 비교 분석이 가능하면서 다수의 건물 샘플을 보유하고 있는 대학캠퍼스를 대상으로 분석을 진행하였다. 분석 대상인 S대학교의 전력 계전 시스템은 2012년에 설치되었으며 이후 지속적인 확장을 통해 2014년 이후 캠퍼스 전역의 전력 관제 시스템이 운용되고 있고, 건물별 전력 소비량 정보가 꾸준히 누적되어 있어 동일 건물의 에너지 사용 패턴을 확인할 수 있는 과거 데이터 샘플을 확보하고 있다. 또한, 데

Table 1. Overview of IPMVP options

IPMVP Option	Definition	Typical applications
A. Retrofit-isolation: Key parameter measurement	Savings are determined by field measurement of the key parameter(s), which define the energy consumption and demand of the ECM’s affected system(s) or the success of the project.	A lighting retrofit where the power draw is the key parameter measured and secondly, lighting operating hours are estimated based on facility schedules and occupant behavior.
B. Retrofit-isolation: All parameter measurement	Savings are determined by field measurement of the energy consumption and demand and/or related independent or proxy variables of the ECM affected system.	Application of a variable speed drive and controls to a motor to adjust pump flow.
C. Whole facility	Savings are determined by measuring energy consumption and demand at the whole facility utility meter level.	Multifaceted energy management programs affecting many systems in a facility.
D. Calibrated simulation	Savings are determined through simulation of the energy consumption and demand of the whole facility, or of a sub-facility.	Multifaceted energy management programs effecting many systems in a facility but where no meter existed in the baseline period.

(Source: EVO (2016).)

이터베이스 중 가장 큰 문제일 수 있는 결측 데이터에 대해서는 대학 내 연구 센터를 통해 인접일 활용 복원 기법 (Kim and Cho, 2019)을 통한 데이터 보정을 수행하여 품질 관리를 하고 있다. 건물자체의 변동이 없는 경우 대부분 건물의 일별 전력 사용 패턴이 유사성을 유지하고 있으며 주말의 경우 평일과 전력사용량의 차이가 존재하지만 지난 주말과는 유사한 패턴을 갖고 있기 때문에 신뢰구간 내 대체 값을 확보할 수 있다. 본 센터에서는 기관 내에서 발생하는 온실가스, 에너지 소비량, 환경정보 등의 데이터를 통합관리하고 있으며 서버미터링 사업을 강화하고 있는 추세이다. 이를 통해 전력 사용량 계측점(15분 단위)이 최소 건물단위로 존재하고 있다. 이 같은 관제점 관리 특징에 의하여 S대학에서는 꾸준한 에너지 절감 분석 연구도 진행되는 추세이다(Jung and Song, 2018). 특히, 본 기관의 생산데이터는 온실가스 배출권거래제, 공공기관 에너지 이용 효율화 등의 대응에 활용되고 있고 본 연구에서 활용한 2018년 전력데이터는 제3자 외부검증기관에 의한 에너지 M&V 검증을 마친 데이터로서 그 신뢰성을 확보하고 있는 구간이다.

3.2 예측 모델의 구축 방법

탐색적 자료 분석을 위한 첫 번째 단계로 분석 대상의 대표적인 케이스를 통해 소비 패턴이 기온의 상관성을 가지는지 분석하였다. 분석 대상 건물은 대학 건물이므로 건물을 사용하는 주 용도에 의한 에너지 소비 패턴이 뚜렷하게 존재한다(Mehreen S. Gul and Sandhya P., 2015). 먼저 인문사회계열과 이공계열의 대표 건물 1개소의 에너지 소비량 시즌 데이터를 기온분포에 따라 표현한 산포도이다.

전력을 주로 사용하는 EHP (Electric Heat Pump) 냉난방시설을 가진 대상 건물에 대하여 기온과 전력사용량의 산점도를 그려보면 대상 건물의 주용도에 따라 기온기의 수준은 다르지만 일반적으로 하절기에는 온도가 올라갈수록, 동절기에는 온도가 내려갈수록 전력소비량이 증가하는 양상을 보이고 있으며 동하절기 기온 변화의 민감도에 따라 양단의 기온기가 다른 V자 형태의 분포를 보이고 있다. 따라서, 계절에 따라 소비량 증감 효과가 달라지는

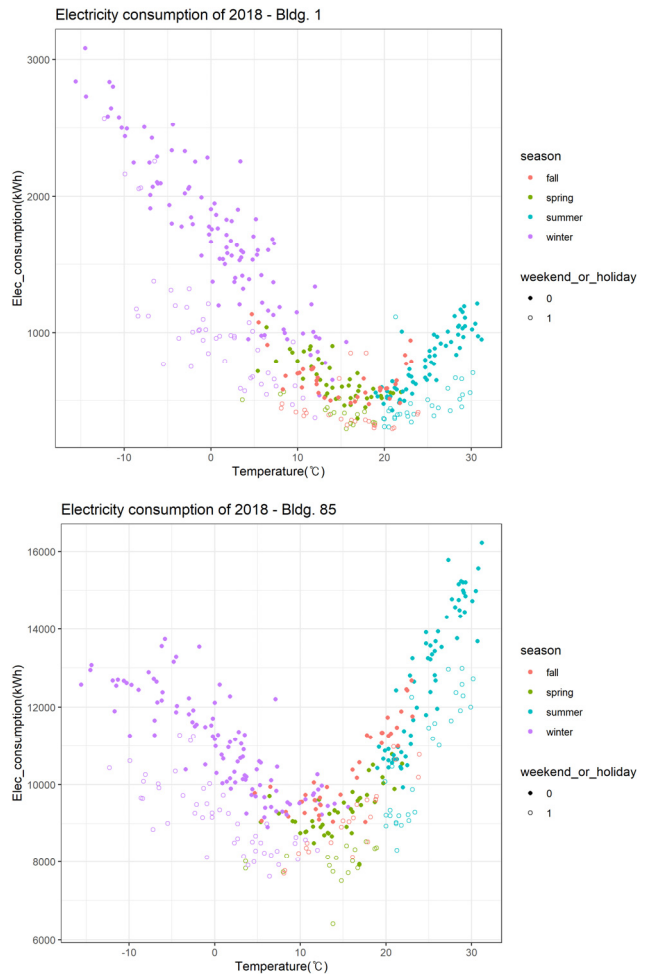


Fig. 2. Scattered plot of temperature and energy consumption in sample buildings

것을 모형에 반영하여야 한다. 또한, 사용량 분포를 보면 휴일(주말 및 공휴일)여부에 따라 평균적인 전력사용량이 차이가 나타나는 것이 관찰되므로 모형 구축 시 이를 고려해야 함을 알 수 있다.

또한, 선형모형을 사용할 경우 전체적인 전력사용량의 크기에 따라 분산이 달라지는 점을 모형 추정에 있어서 고려해야 한다. 다시 말해, 본 전력사용량 자료의 경우 상대적으로 큰 동절기의 전력사용량이 상대적으로 작은 간절기 및 하절기의 전력사용량보다 측정값의 산포가 더 크

7) 인접일 활용 복원 기법은 부하곡선의 특징을 이용해 값을 복원하는 방법으로 누락된 시간대의 직전 3개년 이상의 ① 전날 동일시간 ② 당일의 동일시간 ③ 다음날 동일시간 ④ 전날의 전시간 ⑤ 당일의 전시간 ⑥ 다음날 전시간 ⑦ 전날의 다음시간 ⑧ 당일의 다음시간 ⑨ 다음날 다음시간을 확보하여 최소 27개 또는 36개의 샘플을 활용하여 평균 값을 산정하여 모수평균에 의한 신뢰 수준을 높이고 연차의 흐름에 따른 트렌드를 반영하도록 하고 있다.



게 나타나는 것을 산점도에서 볼 수 있다. 기본적인 선형 회귀모형은 변수의 크기에 상관없이 분산이 일정함을 가정하나, 실제 자료의 경우 자료의 크기와 분산이 비례하는 경우가 많다. 때문에 더 정확한 추정을 위해서는 이를 해소하는 변수변환을 적용하여 분산 안정화를 이룰 필요가 있다. 분산 안정화 변환은 반응변수의 분산이 평균에 어떻게 비례하느냐에 따라 사용할 수 있는 여러 가지 방법이 있으나, 그 실제 자료가 어떻게 비례하는지 정확히 알 수는 없기에 경험적으로 정할 수 있다(Montgomery et al., 2012). 그 중 일반적으로 사용되는 것이 로그 변환이며, 로그 변환된 반응변수를 선형회귀로 분석할 경우 해당 분석에서 최종적으로 가정하는 모형은 로그선형모형이 된다.

### 3.3 하절기 및 동절기 전력사용량 예측 모형

하절기와 동절기의 자료만을 사용할 경우 기온이 증가함에 따라 전력소모량이 일관적으로 증가하거나(하절기) 감소하는 경향을 보인다(동절기). 이때, 다음과 같은 로그 선형모형을 사용하여 기온에 따른 전력소모량 예측 모형 구성이 가능하다.

$$\log(\text{전력소모량}) = \beta_0 + \beta_1 \text{기온} + \beta_2 \text{휴일여부} + \epsilon$$

휴일여부 변수는 해당 날짜가 휴일이면 1, 아니면 0인 이진변수이며,  $\epsilon$ 는 오차 항이다. 각각의  $\beta$ (상수)는 선형회귀분석을 통해 추정 값을 구할 수 있다. 로그선형모형에서의 각 계수는 해당하는 변수가 1단위만큼 증가하였을 때 실제 사용량이 몇 단위까지 증가하는지를 직접적으로 보여준다. 시간대별 전력소모량 자료의 경우, 시간대 또한 전력소모량에 영향을 미치므로, 다음과 같이 각 시간대별로 절편 값을 달리하는 예측 모형을 만들 수 있다.

$$\log(\text{전력소모량}) = \beta_{0, \text{시각}} + \beta_1 \text{기온} + \beta_2 \text{휴일여부} + \epsilon$$

### 3.4 계절통합 전력사용량 예측 모형

1년 전체 자료에 대하여 기온과 전력소모량의 산점도를 그려보면 일반적인 건물의 경우 특정 온도를 기준으로 떨어질수록 사용량이 증가하는 V자 형태를 따르기 때문에 선형모형을 바로 적용하기는 힘들다. 이에 동절기와 하절기로 나누는 모형을 추정할 수 있지만 이 방법은 하

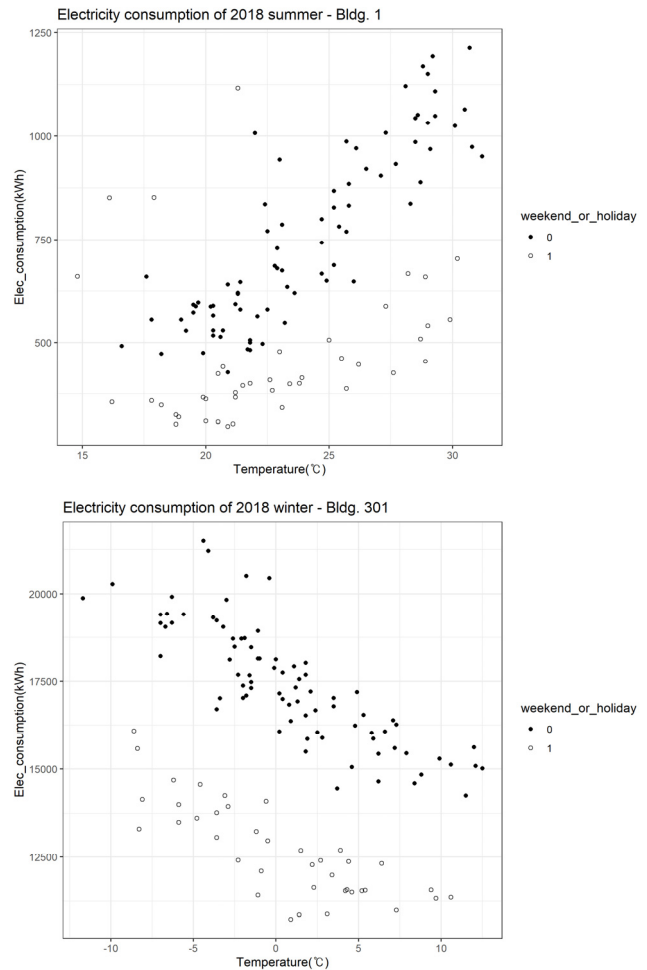


Fig. 3. Distribution of power consumption according to temperature during summer and winter

나의 모형에 입력하는 자료의 정보를 다른 모형에서 동시에 반영하는 것이 힘들기 때문에 모든 계절의 자료를 한번에 이용할 수 있는 모형으로 다음과 같은 로그선형모형을 구성하는 것이 타당하다.

$$\log(\text{전력소모량}) = \beta_0 + \beta_1(\text{기온} - c_1)_+ + \beta_2(c_2 - \text{기온})_+ + \beta_3 \text{휴일여부} + \epsilon$$

( )<sub>+</sub>는 양의 값 그대로, 음의 값은 0으로 변환하는 연산으로, 이 연산 두 개를 사용하여 변수의 변화에 따른 V자 형태의 그래프를 나타낼 수 있다. 이때 기준점이 되는

$c_1, c_2$ 는 추정의 편의성을 위해 같은 값으로 추정하고, 해당 값은 가능한 후보 값들을 유한한 좌표 점들로 정한 뒤, 해당 좌표 근처의 모든 데이터의 전력소모량 평균을 구하여 그 값이 가장 낮은 점으로 찾는 것으로 쉽게 정할 수 있다<sup>8)</sup>. 시간대별 전력소모량 자료에는 마찬가지로 다음과 같이 각 시간대 별로 절편값을 달리하는 예측 모형을 만든다.

$$\log(\text{전력소모량}) = \beta_{0,\text{시각}} + \beta_1(\text{기온} - c_1)_+ + \beta_2(c_2 - \text{기온})_+ + \beta_3\text{휴일여부} + \epsilon$$

시뮬레이션 기법에서는 냉방도일 24도, 난방도일 18도를 활용하여 Fig. 4, Fig. 5와 같이 냉방구간과 난방구간의 계절모형(Seasonal Model)을 각각 구축하는 것이 가능하지만 본 연구에서는 실증데이터를 기반으로 기준점 산정이 가능하였기 때문에  $c_1$ 과  $c_2$  값을 통일한 통합모형을 구축하여 실무적 활용의 수월성을 높이고자 하였다. 비슷한 맥락에서 전력소비 패턴은 휴일 변수 이외에 방학, 시험 기간 등에 따른 변동성이 발견되지 않으므로 통합모형 구축이 유효하다고 할 수 있다.<sup>9)</sup>

### 4. 분석의 결과

#### 4.1 모형별 설명력 분석 결과

외기온과 전력 소비량 분석을 위하여 S대학교의 151개 건물에 대한 시간대별 전력사용량 자료와 시간대별 기온 자료를 1차적으로 검토하였다. 전체 건물 중 기온이 전력 사용량과 직접적인 관련이 있을 것으로 확인된, 다시 말해, 냉난방원으로 전력을 사용하는 EHP (Electric Heat Pump) 운영 건물 88개 건물을 대상으로 본 분석을 진행하고 예측 모형을 구하였다. 자료의 전처리 형태에 따라 모형의 성능이 어떻게 달라지는지를 보기 위해 로우데이터를 이용하여 각각의 원하는 데이터베이스를 구축하고 필요시 전 처리를 진행하여 3.3장과 3.4장에 설명한 모형

의 R<sup>2</sup><sup>10)</sup> 값을 비교해 보는 방식을 취하였다. 분석에 사용한 자료는 전력사용량의 경우 시간단위 사용량, 일단위 사용량을 사용하고, 외기온의 경우 시간대별 기온, 일평균 기온, 일 최고기온, 일 최저기온을 사용하였다<sup>11)</sup>.

로그선형 모형을 88개 건물의 전력소모량 자료에 적합한 결과, 모든 대상기간에서 일평균기온을 사용한 모형의 R<sup>2</sup> 평균값이 가장 높게 나왔으며, 시간대별 기온을 사용한 모형의 R<sup>2</sup> 평균값이 가장 낮게 나왔다. 또, 하절기에는 일 최저기온을 사용한 모형이, 동절기에는 일 최고기온을 사용한 모형의 R<sup>2</sup>가 높은 것으로 나타났다. 시간대별 전력소모량 및 기온을 이용한 모형은 모형의 자유도와 자료의 표본 수가 더 높음에도 불구하고 모형의 설명력은 다른 모형들에 비해 낮은 것으로 나타난다. 따라서, 일별 전력소모량 자료를 이용한 모형들이 모두 유의미한 설명력의 차이가 난다고 할 수는 없으나, 자료의 대상기간과 무관하게 세 가지 전처리 자료 중 제일 좋은 설명력을 보여주는 일평균기온을 사용하는 것이 타당할 것으로 보인다.

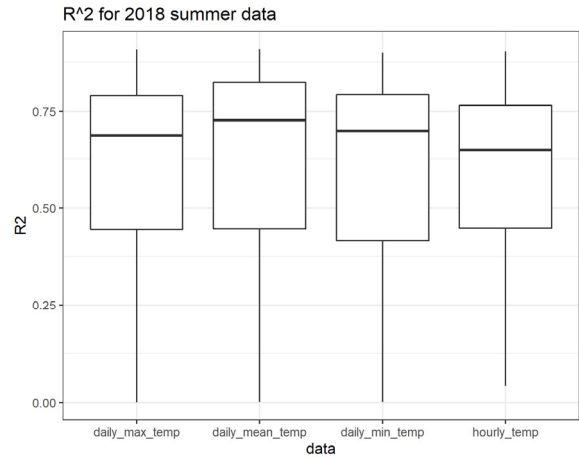


Fig. 4. Summer season model

8) 본 분석에서는 온도가 (12.5, 13.5), (13.5, 14.5), ..., (21.5, 22.5) 구간에 속한 자료들의 평균 전력소모량을 계산하여 평균사용량이 가장 낮은 구간의 중간 값으로 기준점  $c(16^\circ\text{C})$ 를 잡았다.  
 9) 본 연구에서는 실무적으로 원활한 활용을 위해 기준 온도를 통일한 통합 모형을 제시하였지만 대상지 여건에 따라 계절 모형 구축이 유리할 수 있다.  
 10) 본 연구에서는 모형의 설명력을 확인하기 위하여 회귀모델에서 독립변수가 종속변수를 얼마나 설명해주는지 보여주는 대표적인 지표인 R-Squared를 사용하였다.  
 11) 대상기간은 하절기의 경우 2018년 6월부터 2018년 9월까지, 동절기의 경우 2018년 11월에서 2019년 2월까지를 대상으로 하였다.



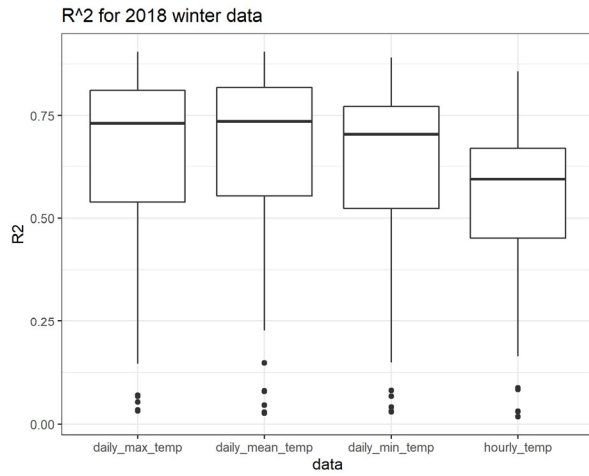


Fig. 5. Winter season model

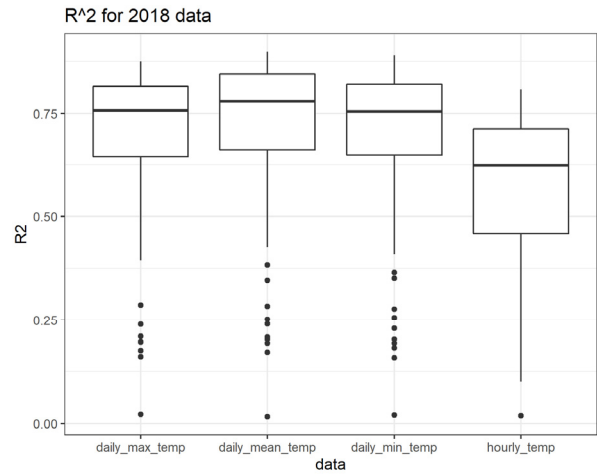


Fig. 6. Seasonal integration model

Table 2. Result summary ( $R^2$  mean by condition)

Category	Temperature by time zone	Daily maximum temperature	Daily lowest temperature	Daily average temperature
Summer model	0.580	0.582	0.585	0.608
Winter model	0.543	0.653	0.627	0.660
Integration model	0.569	0.691	0.688	0.707

#### 4.2 모형 설명력에 대한 검증

4.1 장에서 밝힌 모형의 설명력을 검증하고 보다 세부적인 분석을 위하여 건물의 주 용도별로 대표 집단을 구분하여 구축된 모형에 적용시켜 보았다. 각 모형에 대하여 인문사회계열과 이공계열을 구분하여 그 차이를 살펴본 결과 건물의 용도에 따라 그 경향성의 차이가 존재함을 확인할 수 있다. 다음의 그림은 앞서 계산한 모형들 중 사례 대학의 이공계열 건물 24개와 인문사회계열 13개에 대한 추정 결과의  $R^2$  값을 상자도표로 나타낸 그래프다.

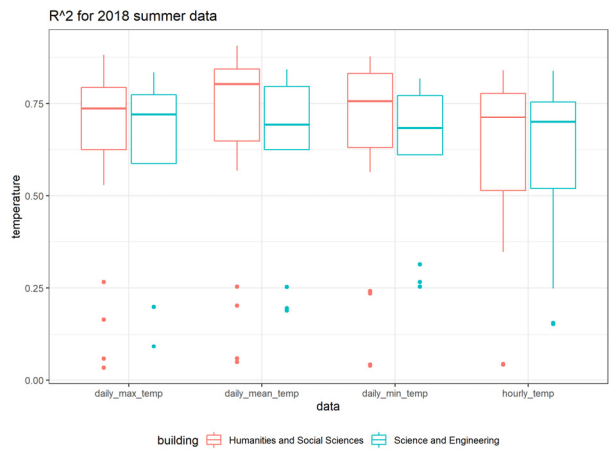


Fig. 7. Summer season model by main use of buildings

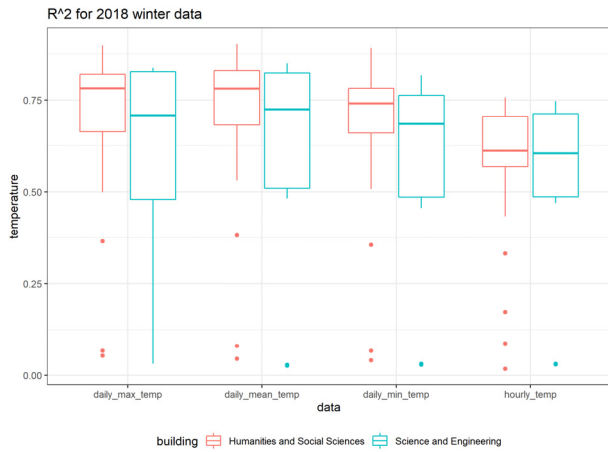


Fig. 8. Winter season model by main use of buildings

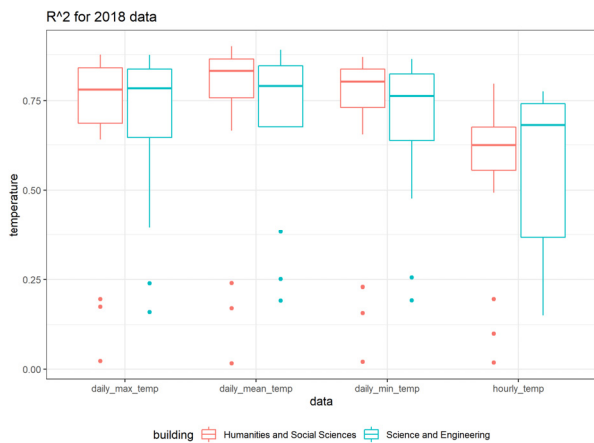


Fig. 9. Seasonal integration model by main use of buildings

그래프를 살펴보면 모형별 차이는 있지만 인문사회계열의 R<sup>2</sup>가 전체적으로 높은 것으로 나타나며, 이공계열의 경우 R<sup>2</sup>값의 산포가 인문사회계열 건물에 비해 큰 것으로 나타나 이공계열의 경우에도 에너지 소비 강도와 심야 전력의 부하율 정도에 따라 그 다양성이 증가함을 확인할 수 있다. 중요한 점은 보다 세분화한 용도별 R<sup>2</sup> 값의 결과(Table 3) 또한 전체 건물을 대상으로 한 결과 값(Table 2)과 그 트렌드가 유사함을 알 수 있다. 시간대별 데이터와 시간대별 사용량보다는 일평균 값과 일별 소비량이 모든 모형에서 높은 상관성을 보이고 있으며 계절별 모형보다는 계절 통합 모형이 높은 설명력을 보이고 있음

을 알 수 있다. 동절기에는 일 최고 기온을 사용한 모형이, 하절기에는 일 최저기온을 사용한 모형의 R<sup>2</sup>가 높은 패턴을 보이는 것 또한 동일하여 전체 건물을 대상으로 한 모형 구축 결과는 신뢰도가 있다고 말할 수 있다.

Table 3. Result summary (R<sup>2</sup> mean by main use of buildings)

Category	Temperature by time zone		Daily maximum temperature	
	Humanities and Social Sciences	Science and Engineering	Humanities and Social Sciences	Science and Engineering
Summer model	0.613	0.588	0.638	0.592
Winter model	0.562	0.531	0.687	0.604
Integration model	0.574	0.546	0.697	0.674
Category	Daily lowest temperature		Daily average temperature	
	Humanities and Social Sciences	Science and Engineering	Humanities and Social Sciences	Science and Engineering
Summer model	0.663	0.618	<b>0.685</b>	<b>0.624</b>
Winter model	0.661	0.579	<b>0.695</b>	<b>0.612</b>
Integration model	0.712	0.677	<b>0.734</b>	<b>0.686</b>

### 5. 연구의 결론

본 연구는 앞서 설명한 것과 같이 단순한 질문에 대한 답을 찾기 위하여 시작되었다. 일반적인 빅데이터 분석의 경우 데이터가 많을수록 설명력이 높고 따라서 주요 영향 요인에 따른 결과물을 관측하고 정밀하게 해석할 수 있을 것이라는 통념이 외기온과 에너지 소비에도 적용 될 것인가 하는 것이었다(Miguel M. et al., 2017).

하지만, 동일한 물리적 환경에 다수의 건물이 입지한 케이스를 실증적으로 분석한 결과 데이터가 많을수록 설명력이 높을 것이라는 일반적인 가정과 달리 ‘일평균 기온-일일 전력소비량’이라는 분석 단위가 가장 설명력이 높은 모형인 것을 확인하였다. 이 같은 사실은 에너지 소비량과 절감량 산정을 위한 실무적인 과정이 하루에 1개 정도의 데이터만 정확하게 수집할 경우에도 유의성 있는

분석 결과를 얻을 수 있음을 의미한다. 또한 관념적으로 여겼던 계절과 기온의 상관성에 있어서 ‘하절기에는 최고 기온과 전력 소비량의 관계가 높고 동절기에는 최저기온과 전력 소비량의 관계가 높다’는 가정도 실증 결과에서는 다르게 나타날 수 있음을 확인할 수 있었다<sup>12)</sup>. 따라서, 시간대별 외기온과 시간대별 전력 소비량을 사용하여 분석하고자 할 경우 시차 변동성에 대한 로직을 세워 데이터를 전 처리한 후에 사용하여야 함을 시사하고 있다. 마지막으로 기온상승에 따른 에너지 소비량이 정의 관계와 부의 관계로 나뉘는 이유로 하절기, 동절기 모형을 별도로 구축하는 것 보다는 V자 형태의 기준점이 되는 온도를 구하고 음과 양의 식을 조합하는 모형, 더불어 휴일과 평일을 구분하여 포함하는 모형 식을 통해 계절통합 모형을 구축하는 것이 간명하면서도 설명력 높은 모형을 구축하는 또 다른 방법이라고 할 수 있다.

우리나라 건물부문의 최종에너지 소비량은 선진국에 비하여 상대적으로 낮게 나타나지만 에너지 소비는 꾸준히 증가할 것으로 예상되는 관계로(Yun et al. 2014) 2020년부터는 개정된 녹색건축물 조성 지원법에 의해 제로에너지 건축물 인증이 활발하게 이루어지고 있다. 이에 따라 BEMS(빌딩에너지 관리시스템) 보급이 확산될 예정이고 근래에는 설치 건물의 예상 소비량 대비 절감량 산정을 위한 다양한 모형들이 제시되고 있다. 기존의 방법론이 수학적 예측모델이었다면, 근래 데이터 생산량이 급속히 증가해 가는 상황에서는 이번 연구 결과와 같이 다양한 외기온 정보와 건물에너지 소비량의 설명력을 실증하는 귀납적 연구 방법론이 발전할 것으로 예상된다. 따라서, 에너지 데이터 분석 결과를 에너지 소비 관리에 활용하는 분야가 기존 ECM 관리에서 불특정 다수가 이용하는 건물의 운영 및 제어를 평가하는 방향으로 발전할 것으로 예측되며 이 과정에서 건물에너지 평가 및 검증 방식은 다양하게 등장할 것이다. 예컨대, 기축 건물의 설비 운영에 대한 에너지 저감 효과 등이 합리적으로 도출될 수 있다면 요소기술 도입 뿐 아니라 공급과 소비의 조정에 의한 에너지 절감 방법이 건물단위 에너지 소비의 주기성에 기반하여 설정될 수 있는 것이다. 나아가 정규화된 회귀식이 에너지 소비 분석에 활용된다면 에너지 관리 실무자의 업무 효율이 향상되고 보다 경제적인 빌딩에너지 관리 시스템 설계가 이루어질 것으로 기대한다.

## 사사

본 연구는 환경부 한국환경공단의 그린캠퍼스 조성 지원 사업에 의한 지원을 받아 수행하였습니다.

## References

- Cho GY. 2016. Energy usage analysis and energy performance diagnosis for the greenhouse gases reduction in campus buildings [dissertation]. Seoul National University. [in Korean with English abstract]
- Choi JW, Park CS. 2016. Issues and limitations in BIM to BEM for Energy Simulation. Journal of The Architectural Institute of Korea Planning & Design 32(2): 223-230. [in Korean with English abstract]
- Choi KS. 2017. Domestic zero energy building policies and trends. Construction technology 74.
- Deb C, Eang LS, Yang J, Santamouris M. 2015. Forecasting diurnal cooling energy load for institutional buildings using Artificial Neural Networks. Energy and Buildings 121: 284-297.
- Elie A, Carol CM. 2012. A comprehensive analysis of the impact of occupancy parameters in energy simulation of office buildings. Energy and Buildings 55: 841-853.
- Esfandiar B, Hong SM, Greig P, Judit K, Dejan M. 2014. A comparative study of benchmarking approaches for non-domestic buildings: Part 2 - Bottom-up approach. International Journal of Sustainable Built Environment 3: 247-261.
- EVO (Efficiency Valuation Organization). 2016. Concepts of international performance Measurement and verification protocol. Washington.
- Huh JH. 2013. Measurement and Verification for Calculating Energy Savings The Society Of Air-Conditioning And Refrigerating Engineers Of Korea 42(9): 30 - 39.
- Jiangyan L, Huanxin C, Jiahui L, Zhengfei L, Ronggeng H, Lu X, Jiangyu W, Guannan L. 2017. An energy performance evaluation methodology for individual

12) 이 같은 원인은 기온이 올라가거나 내려갈 때 전력 소비량의 변동이 시간차를 두고 추종하는 원인에서 비롯되는 것으로 추정된다.

- office building with dynamic energy benchmarks using limited information. *Applied Energy* 206: 193-205.
- Jung HJ, Song H. 2018. A Study on the Effects of Resident Participation in Energy Saving Activities. *Journal of Climate Change Research* 9(3): 253-261. [in Korean with English abstract]
- Kim KH, Haberl JS. 2015. Development of methodology for calibrated simulation in single-family residential buildings using three-parameter change-point regression model. *Energy and Buildings* 99: 140-152.
- Kim KH, Cho JP. 2019. Development of a Gap Filling Technique for Statistical Downscaling of Climate Change Scenario Data. *Journal of Climate Change Research* 10(4): 333-341. [in Korean with English abstract]
- Kim YJ, Park CS. 2016. Uncertainty and Sensitivity Analysis of Building Energy Simulation under Future Climate Change and Retrofit. *Journal of The Architectural Institute of Korea Planning & Design* 32(2): 213-222. [in Korean with English abstract]
- Luis PL, Jose O, Christine P. 2008. A review on buildings energy consumption information. *Energy and Buildings* 40: 394-398.
- Mehreen SG, Sandhya P. 2015. Understanding the energy consumption and occupancy of a multi-purpose academic building. *Energy and Buildings* 87: 155-165.
- Miguel MS, María RM, Dolores R, Juan GR, Martin B. 2017. Data science for building energy management: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 70: 598-609.
- Ministry of Environment. 2015. GHG emissions trading system offset system external business methodology (03A-004-Ver01).
- Montgomery DC, Peck EA, Vining GG. 2012. Introduction to linear regression analysis 821: 172-175.
- Shengwei W, Chengchu Y, Fu X. 2012. Quantitative energy performance assessment methods for existing buildings. *Energy and Buildings* 55: 873-888.
- Lee TK, Noh KC, Oh MD. 2014. Comparison and Analysis of Energy Consumption in University Buildings. *The Society Of Air-Conditioning And Refrigerating Engineers Of Korea* 2014. 06: 921-924. [in Korean with English abstract]
- Woo HJ, Choi KW, Kim HS, Auh JS, Cho SY, Baek JM, Kim GS. 2016. A Study on Classifying Building Energy Consumption Pattern Using Actual Building Energy Data. *Journal of The Architectural Institute of Korea Planning & Design* 32(5): 143-151. [in Korean with English abstract]
- Yoon JH, Lee BH, Yeo MS, Kim KW. 2017. Classification of Energy Consumption Patterns in University Buildings Using Change Point Model and Analysis According to Energy Impact Factors. *Journal of The Architectural Institute of Korea Structure & Construction* 33(11): 71-78. [in Korean with English abstract]
- Young RY, Myeung HL, Moon HJ. 2018. Comparison of Building Energy Prediction Models based on Machine Learning Algorithms for Hourly M&V Baseline. *Journal of The Korean Society of Living Environmental System* 25(5): 95-602. [in Korean with English abstract]
- Yun SG, Jeong YS, Cho CH, Jeon EC. 2014. GHG Mitigation Scenario Analysis in Building Sector using Energy System Model. *Journal of Climate Change Research* 5(2): 153-163. [in Korean with English abstract]
- Zeyu W, Ravi S, Srinivasan. 2017. A review of artificial intelligence based building energy use prediction: Contrasting the capabilities of single and ensemble prediction models. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 75: 796-808.