

# 시계열 모델을 이용한 행동기반 에너지 효율화 프로그램의 고객기준부하 산정 방안

## Customer Baseline Load Calculation using Time Series Prediction Technique in Energy Efficiency Programs

고 세 현\* · 주 성 관\* · 이 재 희\*\* · 문 국 현\*\*\* · 위 영 민\*  
(Sae-Hyun Koh · Sung-Kwan Joo · Jae-Hee Lee · Guk-Hyun Moon · Young-Min Wi)

**Abstract** - As global demand for energy, energy prices, and power generation has increased worldwide, the government is turning to supply-oriented electricity supply and demand policies, such as behavior-based energy efficiency programs. In order to measure the implementation effect of the behavior-based energy efficiency program, the energy reduction must be accurately calculated by calculating the customer baseline load.

**Key Words** : AMI(Advanced Metering Infrastructure), CBL(Customer Baseline Load), Energy efficiency

### 1. 서 론

#### 1.1 연구의 배경

최근 전 세계적으로 에너지 수요 증가, 에너지 가격 상승 및 전력 생산에 따른 환경 문제가 나타남에 따라 정부는 공급 중심의 전력수급 정책에서 수요 중심의 전력수급 정책으로 눈을 돌리고 있다. 이에 따라 수요반응(Demand Response, DR), 행동기반 에너지 효율화 프로그램(Behavior based Energy Efficiency Program) 등의 수요 관리 프로그램에 대한 많은 연구가 진행 중에 있다. 수요관리 중심의 전력수급 정책은 프로그램 참여자가 감축한 에너지 감축량을 정확하게 산정하는 데에 그 성패가 달려 있다. 수요관리 프로그램에 참여한 고객이 에너지 감축에 따른 보상을 받고자 하는 경우 감축량의 산정이 정확하게 이루어져야 그에 대한 보상도 명확해지기 때문이다. 에너지 감축량이 과소 산정되는 경우 인센티브가 적게 책정된 고객으로부터 항의를 받을 수 있고, 반대로 과대 산정되는 경우에는 해당 프로그램을 운영하는 사업 주체가 고객들에게 보상금을 과도하게 지급함으로써 경제적 손실을 볼 수 있다.

#### 1.2 연구의 목적 및 방법

본 논문에서는 행동기반 에너지 효율화 프로그램의 시행 효과

를 측정하기 위한 고객기준부하(Customer Baseline Load, CBL)의 산정 기법을 제시할 것이다. CBL이란 수요관리 프로그램의 효과를 분석하기 위해 사용하는 기준 값으로써, 해당 프로그램을 시행하지 않았을 경우 평소에 사용했을 전력 사용량의 추정치를 의미한다. 에너지 효율화 프로그램을 통한 고객의 에너지 감축량은 해당 월의 CBL과 실제 에너지 사용량의 차이로 산정된다. 따라서 고객의 정확한 에너지 감축량을 산정하기 위해서는 정확한 CBL의 산정이 반드시 필요하다.

본 논문의 2장에서는 행동기반 에너지 효율화 프로그램의 종류에 대해 설명한 뒤 기존에 이루어진 연구들을 확인하고 각 연구에 대한 시사점을 제시할 것이다. 그리고 본 연구를 위해 시행한 행동기반 에너지 효율화 프로그램과 프로그램이 시행된 연구 대상 고객에 대해 설명할 것이다. 3장에서는 과거 데이터의 온도 조건을 현재 시점의 온도 수준으로 보정하기 위한 난방도일(HDD)과 냉방도일(CDD)에 대해 정의하고 과거 데이터를 사용하는 시계열 예측 방법으로 CBL을 산정하는 기법을 제시할 것이다. 4장에서는 3장에서 제시한 시계열 예측 기법을 각각의 모델별로 오차율을 계산하여 그 정확성을 평가할 것이다. 5장에서는 시계열 예측 기법의 한계점을 분석하고 한계점을 개선하기 위한 방안에 대해 논할 것이다.

### 2. 연구 개요

#### 2.1 행동기반 에너지 효율화 프로그램

행동기반 에너지 효율화 프로그램이란 고객에게 에너지사용량 정보를 다양한 채널을 통해 피드백으로 제공한 후 고객의 에너지 사용 행동 변화를 통해 에너지를 절감하는 목적을 가지고 있는 행동기반 에너지 효율성(Behavior based Energy Efficiency) 전략 중 하나의 방법이다. 고객은 여러 채널을 통해 현재 또는 과

† Corresponding Author : School of Electrical and Electronic Engineering, Gwangju University, Korea.  
E-mail: ymwi@gwangju.ac.kr  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5261-5600>

\* School of Electrical Engineering, Korea University, Korea

\*\* Dept. of Information and Electronic Engineering, Mokpo National University, Korea

\*\*\*KEPCO KEMRI

Received : July 4, 2018; Accepted : December 11, 2018

거의 에너지사용량, 이웃과의 에너지사용량 비교 등의 정보를 제공받는다. 이와 같은 정보의 피드백을 통해 고객은 사용하지 않는 전구를 끄는 간단한 방법부터 에너지 효율적인 가전제품 구매 등의 행동을 통해 에너지를 절감하게 된다. 유틸리티는 고객 행동 변화에서 기인하여 절감한 에너지사용량을 계산하고 분석하여 분석보고서, 요금청구서 등을 통해 고객에게 에너지 사용 결과를 전송한다[1].

## 2.2 기존 시계열 부하 추정 사례

EPRI (Electric Power Research Institute)에서는 에너지 효율화 프로그램의 효과 측정 방법을 제안하였다[2]. EPRI의 보고서에서는 기상 요소와 같이 전력 소비의 잠재적인 원인을 설명함으로써 단순히 평균값의 차이로 에너지 절감량을 산정하는 방법을 제안하였다. 이 방법을 위해서는 회귀 분석 모델을 사용해야 한다. 회귀모델은 설명변수 X를 사용하여 종속변수 Y의 변동을 설명하는 것이다. 따라서 이 모델에서는 종속변수 Y를 에너지 사용량, 설명변수 X를 기상 요소로 가지는 회귀모델을 가정하였다.

$$Energy = \alpha + \beta_1 \cdot HDD + \beta_2 \cdot CDD \quad (1)$$

위의 식에서  $\alpha$ 는 상수를 나타내고,  $\beta_1$ 과  $\beta_2$ 는 각각 HDD (Heating Degree Days)와 CDD(Cooling Degree Days)의 계수를 나타낸다. 모델이 생성되면 장시간 동안의 평균 HDD 및 CDD 값을 회귀 식에 입력 값으로 대입한다. 이 과정에 따라 날씨에 대해 표준화 된 연간 전력사용량 (Normalized Annual Consumption)을 구할 수 있다. 여기서 기상요소를 보정해주는 목적은 프로그램 시행 이전과 이후의 서로 다른 기상 요인을 제거해주는 것이므로 표준화된 전력 사용량을 구하기 위해 프로그램 이전과 이후의 전력사용량 및 기상 요인에 대해 각각 회귀식을 구해야 한다. 그 다음, 프로그램 시행 이전과 이후에 대해 각각 생성된 두 개의 모델에 동일한 HDD, CDD 평균값을 대입하여 기상요소에 대해 표준화된 전력사용량을 구한다.

미국 DOE (Department of Energy) 보고서에서는 RCT (Randomized Control Trial) 실험 방식을 사용한 에너지 효율화 프로그램 평가 방식을 제안하였다.[3] RCT 방식에서는 실험집단과 통제집단 사이의 통계적인 유사성을 확보하기 위한 장치로 무작위 표본 추출 방법이 사용된다. 그 중 D-in-D Method는 Difference in Difference Method의 줄임말로써 프로그램 시행 이전과 이후를 비교하여 자연절감분을 차감하는 방법이다. 자연절감분은 프로그램 시행 시점을 기준으로 프로그램 이전과 프로그램 이후의 통제집단 에너지 사용량 변화를 가리킨다. 따라서 실험 집단의 순 에너지 절감량은 실험집단의 에너지 절감량에서 자연 절감분(통제집단의 에너지 절감량)을 차감하여 계산될 수 있다.

EPRI 보고서에서 제안한 방법은 프로그램 시행 이전, 이후의 서로 다른 기상 요인을 제거해주는 것에서 그 장점을 찾을 수 있다. 그러나 이 방법은 프로그램 시행 시점을 기준으로 시행 이전, 이후 각각 최소 1년의 데이터가 필요한 방법이다. 프로그램

시행 이후 곧바로 시행 효과를 월별로 분석하기 위해서는 시행 이후의 데이터가 축적되지 않았으므로 사용될 수 없다. DOE 보고서에서 제안한 방법은 실험집단과 통제집단 사이의 통계적인 유사성을 확보하여 프로그램 효과 추정을 더 정확하게 만들 수 있다는 점에서 그 장점을 찾을 수 있다. 그러나 이 방법 또한 프로그램 시행 시점을 기준으로 시행 이전, 이후 각각 최소 1년의 데이터가 필요하며 전체 모집단 중에서 실험집단과 통제집단을 무작위로 나는 뒤 실험집단 내에서만 프로그램 참가자를 받아야 하기 때문에 한정된 집단 내에서 프로그램 참가자를 뽑아야 하는 현실적인 제약 하에서는 어려운 방법일 수 있다.

위에서 살펴본 두 방법 모두 프로그램 평가 사업의 예산, 기간 등의 현실적인 여건이 부족할 때에 즉각적으로 효과 평가를 하는 상황에서는 적합하지 않은 방법이라 할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 프로그램 시행 이전, 이후 모든 기간의 데이터 축적과, RCT 방법을 사용한 프로그램 참가자 모집과 같은 현실적인 상황에 제약이 주어질 때 시계열 예측 방법을 사용한 CBL 산정을 통해 에너지 효율화 프로그램의 효과를 평가하는 것에 초점을 맞출 것이다.

## 2.3 프로그램 시행 대상

한전에서는 2012년부터 AMI의 보급을 추진하고 있으며 2020년까지 계약고객 전체를 대상으로 보급하는 것을 목표로 하고 있다.

본 연구에서는 AMI가 설치된 공용주택 1개 단지 주민들을 대상으로 프로그램 참가 고객에 한해 과거 1개월 전력사용량, 전기요금, 누진 단계 등의 정보를 포함한 문자 메시지를 발송하였다. 공용주택 단지는 총 1,181 가구로 그 중 120 가구가 프로그램에 참여하였다. 해당 공용주택 단지의 에너지 효율화 프로그램 시행 이전 과거 3개년 전력사용량 정보는 표 1과 같다.

표 1 공용주택 단지 전력사용량 정보

Table 1 Electricity consumption of apartment complex

	2013년	2014년	2015년
월평균 (kWh)	351,561	330,625	330,435
최대 (kWh)	419,888	378,747	391,093
최소 (kWh)	318,663	307,815	294,840

## 2.4 CBL 산정 주기 및 정확도 평가 방법

에너지 효율화 프로그램의 경우 주로 월 단위로 감축량이 산정되고 그에 따라 고객에게 보상이 주어지기 때문에 본 연구에서는 월 단위로 CBL을 산정하였다. 산정된 CBL의 정확도는 과거 사용량 실적과 산정된 CBL 사이의 절대 오차율(Average Percentage Error, APE)을 사용하여 평가하였다. 절대 오차율 계산에 사용된 계산식은 아래와 같다.

$$APE = \frac{|Forecast Value - Actual Value|}{Actual Value} \times 100 \quad (2)$$

### 3. 시계열 예측 기법

시계열 예측 기법은 소비자의 전력사용량의 과거 실적을 평균화하는 개념으로, 프로그램 시행 이전의 과거 전력사용량 데이터를 이용하여 프로그램 시행 이후의 사용량을 추정한다. 이때 과거와 현재의 온도 차이가 발생할 수 있기 때문에 온도 조건을 동일하게 설정해야 한다. 본 연구에서는 온도와 전력수요와의 상관관계를 이용한 회귀모델을 사용하여 과거 전력사용량을 추정시점의 온도 조건으로 보정하는 방법을 적용하였다.

#### 3.1 난방도일(HDD)과 냉방도일(CDD)

전력수요는 기상 요인과 상관관계가 매우 높다. 하계 전력수요는 온도의 상승에 따라 냉방 부하가 급증하고 동계 전력수요는 온도의 하강에 따라 난방 부하가 급증한다.[4][5] 따라서 과거 데이터를 사용하여 특정 프로그램이 존재하지 않았을 때 미래의 전력수요를 예측하는 CBL 산정의 경우 전력사용에 변동을 주는 요소로 기상 요소를 반드시 고려해야 한다. 본 연구에서는 기상 요소를 표현하기 위한 지표로 난방도일과 냉방도일을 사용하였다.

난방도일(Heating Degree Days, HDD)과 냉방도일(Cooling Degree Days, CDD)은 해당 월이 얼마나 추웠는지 혹은 더웠는지 알려주는 상징적인 지표이다. HDD는 한 달 동안 일평균기온이 기준 온도( $T_{SH}$ )보다 낮은 날들의 일평균 기온과 기준 온도와의 차를 구하여 합산한 것이며, CDD는 한 달 동안 일평균기온이 기준 온도( $T_{SC}$ )보다 높은 날들의 일평균 기온과 기준 온도와의 차를 구하여 합산한 것이다.[6] 본 연구에서는 HDD와 CDD를 기준으로 과거 전력사용량을 CBL 추정 시점의 온도 조건으로 보정하였다. HDD와 CDD를 구하는 계산식은 아래와 같다.

$$HDD_{y,m} = \sum_d \max(T_{SH} - T_{y,m,d}, 0) \quad (3)$$

$$CDD_{y,m} = \sum_d \max(T_{y,m,d} - T_{SC}, 0) \quad (4)$$

일반적인 전력수요예측과 CBL 산정의 차이점은 예측을 수행하는 시점에 있다. 전력수요예측은 전력사용이 이루어지기 전 미래의 전력수요를 예측하는 것이기 때문에 예측에 사용되는 기상 요소를 모두 예측된 값으로 사용할 수밖에 없다. 그러나 CBL 산정의 경우 전력사용이 이루어진 이후에 사후적으로 분석을 하는 것이기 때문에 기상 요소를 실적 값으로 사용할 수 있다. 실적 값을 사용한다는 점에서 CBL 산정은 일반적인 전력수요예측과 다르게 기상 요소의 정확성을 확보할 수 있다.

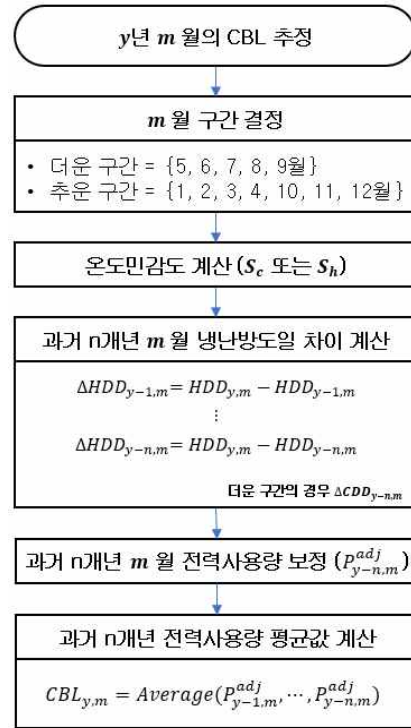


그림 1 시계열 예측 기법 과정

Fig. 1 Time series forecasting process

#### 3.2 온도 조건이 보정된 시계열 예측 기법

단순선형회귀로 해당 월의 HDD 또는 CDD 값에 대한 전력사용량의 민감도를 추정하여 과거 데이터를 보정 후 보정된 과거 데이터의 동일 평균값으로 CBL을 추정한다.

이때, 1년을 더운 구간(5-9월)과 추운 구간(나머지) 두 구간으로 나누어 민감도를 계산한다. 5-9월은 냉방수요가 존재하며 나머지 월은 난방수요가 존재한다. 월별로 민감도를 추정한다면 과거 데이터가 부족한 현상이 발생하거나 너무 오래된 과거데이터를 사용하게 된다. 이와 같은 이유로 더운 구간과 추운 구간으로 나누어 민감도를 추정한다. 시계열 예측 기법의 전체 과정은 그림 1과 같이 나타낼 수 있다.

기간별(추운 구간 - HDD, 더운 구간 - CDD) 데이터를 사용하여 선형회귀분석을 통해 온도민감도(추운 구간 :  $S_h$ , 더운 구간 :  $S_c$ )를 추정한다. 추운 구간 및 더운 구간의 민감도 추정 수식은 아래와 같다.

$$\sum_n (e_n)^2 = \sum_n (P_n - (\beta_0 + S_h \cdot H_n))^2 \quad (5)$$

$$\sum_n (e_n)^2 = \sum_n (P_n - (\beta_0 + S_c \cdot C_n))^2 \quad (6)$$

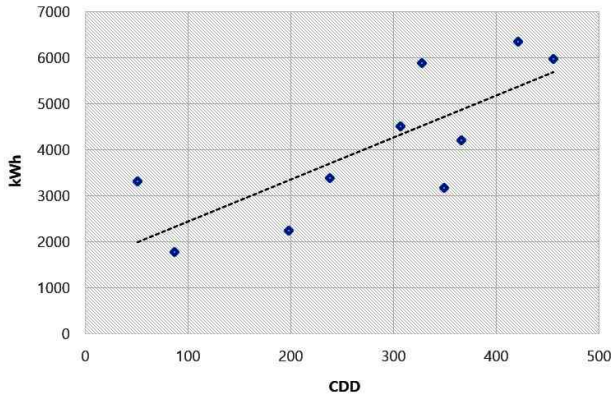


그림 2 민감도 추정 방식 (더운 구간)  
 Fig. 2 Sensitivity estimation process (Hot Section)

예를 들어 더운 구간에서 과거 2개년 데이터로 민감도를 추정할 경우 그림 2와 같이 과거 2개년의 5, 6, 7, 8, 9월의 CDD에 대응하는 전력사용량(kWh) 총 10개의 점이 존재하게 된다. 여기서 구하는 더운 구간의 민감도( $S_c$ )는 해당되는 10개의 점을 사용하여 만들어진 선형회귀 모델의 기울기이다. 추운 구간 역시 동일한 방법을 사용하여 온도민감도를 계산하게 된다.

위와 같은 방법으로 구해진 구간별 민감도를 사용하여 고객기준부하를 추정하려는 월과 동일한 과거 동월 전력사용량을 고객기준부하 추정 월의 냉난방도일 차이만큼 보정을 진행한다. 즉, 추정 월의 온도 수준에 맞추어 과거 전력사용량을 보정하는 방식이다. 과거 데이터 보정 수식은 아래와 같다.

$$P_{y,m}^{adj} = P_{y,m} + S_h \cdot \Delta HDD \tag{7}$$

$$P_{y,m}^{adj} = P_{y,m} + S_c \cdot \Delta CDD \tag{8}$$

난방도일차이( $\Delta HDD$ )와 냉방도일차이( $\Delta CDD$ )는 고객기준부하를 추정하려는 월의 냉난방도일과 과거 동일 월의 냉난방도일 값의 차이로 계산한다.

$$\Delta HDD_{y-n,m} = HDD_{y,m} - HDD_{y-n,m} \tag{9}$$

$$\Delta CDD_{y-n,m} = CDD_{y,m} - CDD_{y-n,m} \tag{10}$$

보정된 과거 데이터의 동월 평균값으로 최종적인 CBL을 산정한다. 모델에 따라 과거 2개년 혹은 3개년 평균을 사용한다.

$$CBL_{y,m} = Average(P_{y-1,m}^{adj}, \dots, P_{y-n,m}^{adj}) \tag{11}$$

### 3.3 예측 모델 생성

본 연구에서 제안하는 온도 조건을 보정하는 시계열 예측 기법은 HDD, CDD의 기준 온도( $T_{SH}$ ,  $T_{SC}$ )를 각각 얼마로 선정할 것인지, 과거 몇 년의 데이터를 사용할 것인지에 따라 여러 가지

### Algorithm 1 Optimal $T_{SH}$ and $T_{SC}$ selection

```

INPUT:
 $T_{SH} = \{1, 2, 3, \dots, 20\}$ 
 $T_{SC} = \{10, 11, 12, \dots, 30\}$ 
OUTPUT:  $T_{SH}^*, T_{SC}^*$ 

error = initial error
for all  $T_{SH}$  AND  $T_{SC}$  do
    for all  $m \in \{1, \dots, M\}$  do
        calculate  $CBL_{y,m}$ 
    end for

    if average error over  $CBL_{y,m} < error$  then
        error = average error over  $CBL_{y,m}$ 
         $T_{SH}^* = T_{SH}$ 
         $T_{SC}^* = T_{SC}$ 
    end if
end for
    
```

그림 3 기준 온도 설정 알고리즘  
 Fig. 3 Algorithm for Standard Temperature

예측 모델이 만들어질 수 있다. 그러나 기준 온도를 얼마로 잡느냐에 따라 전체적인 모델의 성능이 달라질 수 있다.[7] 따라서 본 연구에서는 사례 연구 데이터 자체의 평균 오차율을 낮추는 방향으로 기준 온도를 정하였다. 그러나 최적의 기준 온도는 사용하는 데이터마다 다를 수 있으므로 사용 데이터가 변화할 때마다 기준 온도를 정해주어야 한다. 기준 온도를 정하는 알고리즘은 그림 3과 같다.

최적 기준 온도 선택 알고리즘에서  $T_{SH}$ 와  $T_{SC}$ 의 범위는 [8]에서 설명한 전 세계 기후의 HDD, CDD 기준 온도 범위 안에서 각각의 최적 기준 온도를 실험해 보기 위해 각각 1°C~20°C, 10°C~30°C로 설정하였다. 과거 데이터를 사용하여 위에서 제시한 기준 온도 설정 알고리즘을 적용해 본 결과 가장 낮은 오차율이 나타나는 HDD, CDD의 기준온도 쌍 ( $T_{SH}^*$ ,  $T_{SC}^*$ )은 각각 17°C와 26°C로 나타났다. 또한 다양한 모델을 실험하기 위해 대한민국 기후에 대표적으로 사용되고 있는 기준 온도인 18°C, 18°C에 대해 추가적인 모델을 만들기 결정했다.[8] 이에 따라 표 2와 같이 4가지 모델을 생성하였다.

표 2 시계열 예측 기법 모델의 종류  
 Table 2 Types of time series prediction model

모델	$T_{SH}$	$T_{SC}$	과거데이터
1	18 °C	18 °C	3 년
2	18 °C	18 °C	2 년
3	17 °C	26 °C	3 년
4	17 °C	26 °C	2 년

이에 더하여, 온도 조건이 보정되지 않았을 때의 상황을 비교하기 위하여 추가적인 모델을 생성하였다. 과거 3개년과 2개년의 데이터를 사용하여 온도 조건을 보정하지 않고 단순히 평균을 구한 모델이다. 온도 조건이 보정되지 않았을 때의 두 가지 모델에 대한 요약은 표 3과 같다.

**표 3** 온도 조건이 보정되지 않은 시계열 모델  
**Table 3** Models without adjusting temperature condition

모델	과거데이터
5	CBL = 과거 3개년 동월 전력사용량 평균값
6	CBL = 과거 2개년 동월 전력사용량 평균값

위의 6개 모델에서 달라지는 변수는 첫 번째로 HDD, CDD를 계산할 때의 기준온도, 두 번째로 과거 데이터의 길이 (2년 혹은 3년), 마지막으로 민감도 추정 여부이다. 본 연구에서 사용한 공용주택 데이터 셋에서 가장 적합한 기준온도는 17℃와 26℃로 나타났지만 데이터 셋의 종류에 따라 가장 적합한 기준온도와 과거데이터의 길이는 달라질 수 있다. 따라서 CBL을 추정하려는 지역마다 과거 데이터 분석을 통해 위의 변수들을 해당 지역에 적합한 변수들로 조정하여 가장 적합한 모델을 선택해야 한다.

#### 4. 시계열 예측 기법의 정확도 평가

행동기반 에너지 효율화 프로그램의 시행 대상인 서울시 내 아파트 1개 단지 전체의 2013년 1월부터 2015년 12월까지의 3개년 전력사용량 데이터를 사용하여 프로그램이 개시되기 이전 시점까지의 각 모델별 CBL을 산정하고 오차율을 계산하였다. 에너지 효율화 프로그램은 2016년 9월 시행되었으며, 따라서 2016년 1월부터 8월까지의 CBL을 산정하고 앞서 언급한 절대 오차율을 사용하여 정확도를 평가하였다.

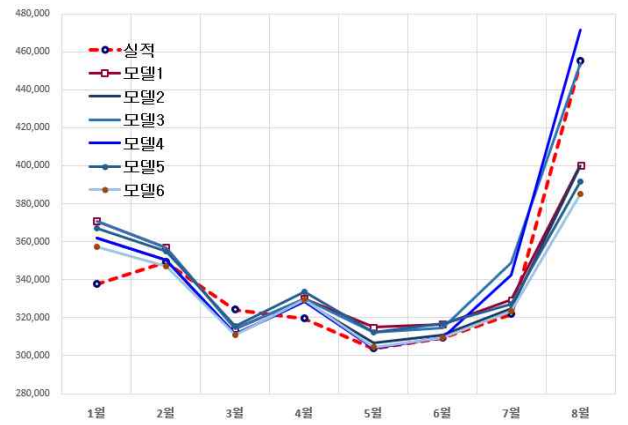
총 여섯 가지의 시계열 예측 기법 모델별로 8개월의 평균 오

**표 4** 2016년 1월-8월 CBL 모델별 오차율 (%)  
**Table 4** MAPE of each CBL model (2016 JAN-AUG)

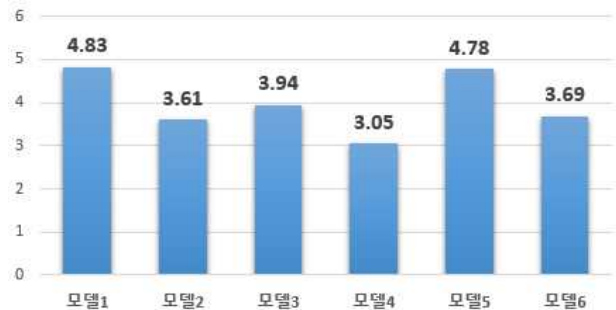
모델	1월	2월	3월	4월	5월	6월	7월	8월
1	9.8	2.2	3.1	3.2	3.7	2.3	2.4	12.0
2	7.1	0.4	4.1	2.8	0.9	0.5	0.9	12.1
3	9.8	2.2	3.1	3.2	2.8	1.7	8.5	0.3
4	7.1	0.4	4.1	2.7	0.1	0.0	6.4	3.6
5	8.7	1.6	2.7	4.4	2.8	2.4	1.7	14.0
6	5.7	0.6	4.1	3.0	0.2	0.0	0.4	15.4

차율을 계산한 결과 모델 4, 모델 2, 모델 6, 모델 3, 모델 5, 모델 1의 순서로 오차율이 낮게 나타남을 확인할 수 있다.

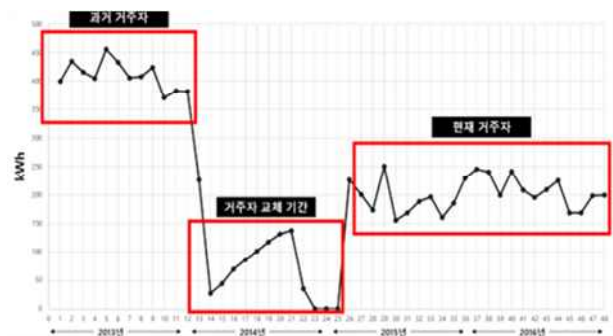
월별로는 난방기기와 냉방기기의 사용량이 급증하는 1월과 8



**그림 4** 모델 1-6 CBL과 실적 비교  
**Fig. 4** CBL vs. actual value (Model 1-6)



**그림 5** 2016년 1월-8월 CBL 모델별 평균 오차율  
**Fig. 5** Average MAPE of each CBL model



**그림 6** 특정 가구의 2013-2016년 전력사용 패턴  
**Fig. 6** Monthly consumption pattern of a customer (2013~2016)

월의 오차율이 큰 것을 확인할 수 있다. 1월의 오차율이 높은 이유는 설 연휴의 포함 유무로 추정되며, 8월의 오차율이 높은 이유는 이상 고온으로 인한 전력사용량 증가로 추정된다. HDD, CDD의 기준 온도를 모두 18°C로 설정한 모델 1, 2의 경우 7월의 오차율이 매우 낮은 반면 8월의 오차율이 크고, 기준 온도를 각각 17°C, 26°C로 설정한 모델 3, 4의 경우 7월의 오차율이 크고 8월의 오차율은 매우 낮은 양상을 보였다. 또한, HDD, CDD의 기준 온도가 동일한 상황에서는 과거 2개년을 사용한 모델이 3개년을 사용한 모델보다 평균 오차율이 작게 나타남을 확인할 수 있었다. 이는 추정 시점에 근접한 데이터를 사용할수록 세대교체 등의 이벤트 발생 비율이 낮아지기 때문이라 분석할 수 있다.

그림 6은 2013-2016년 전력사용량 패턴에서 2013년과 2015년 이후의 패턴이 서로 다르게 나타나는 가구의 전력사용량 데이터이다. 장기간의 데이터를 사용할수록 위 그림과 같이 거주자 교체 이벤트가 발생하는 가구가 확률적으로 많아지게 되고, 이와 같은 이벤트는 CBL 산정의 정확성을 낮출 수 있다. 또한, 표 5에서 볼 수 있듯이 2013년도의 전력사용량에 비해 2014년도와 2015년도의 전력사용량 1년 평균값이 상대적으로 낮게 나타남을 확인할 수 있었다. 2014년도와 2015년도의 월별 전력사용량은 대체로 비슷한 양상을 보였고, 전력사용량 1년 평균값 또한 비슷하게 나타났다. 2016년의 실제 전력사용량과 비교를 해보았을 때에도 2013년의 전력사용량은 평균을 웃도는 수치를 나타낸다.

표 5 공용주택 단지 연도별 전력사용량 평균값

Table 5 Annual average electricity consumption of apartment complex

연도	전력사용량 1년 평균
2013	351,560.8 kWh
2014	330,625.1 kWh
2015	330,435.3 kWh

2013년도의 기후 수준이 2014, 2015년도와 크게 다르지 않음에도 위와 같이 전력사용량에 차이가 나는 이유는 프로그램 시행 대상 공용 주택의 외부적 요인에서 찾을 수 있었다. 2013년 말 총 1,181가구 중 약 70개 가구에서 배란다 거치 미니태양광을 설치하였고 그에 따라 단지 전체적으로 에너지 소비가 감소한 것으로 나타났다. 그러나 미니태양광 설치 이외의 외부적 요인(누진제 이슈 등) 또한 전력사용량 감소에 영향을 준 것으로 보인다.

온도 조건을 보정하지 않은 모델 5, 6의 경우 온도 조건을 보정한 모델 1, 2, 3, 4보다 평균 오차율이 높게 나타나지만 뚜렷한 차이는 보이지 않았다. 그러나 모델 5, 6의 경우 8월의 오차율이 각각 14.0%, 15.4%로 매우 큰 것을 확인할 수 있다. 2016년 8월의 경우 이상 고온이 지속되어 냉방기기의 사용이 급증하여 전력사용량이 과거 동월에 비해 매우 높았던 시기이다. 따라서 온도 조건을 보정하지 않은 모델의 경우 2016년 8월의 경우처럼 이상

고온이 나타났을 때 매우 큰 오차율을 보일 가능성이 높음을 알 수 있다.

또한, 행동기반 에너지 효율화 프로그램의 CBL은 고객에게 적절한 보상을 주기 위해 존재하므로 평균 오차율이 낮다 하더라도 어느 하나의 달의 오차율이 지나치게 높다면 그 모델은 CBL로 사용하기에 적절하지 않을 수 있다. 오차율이 지나치게 높은 달이 존재한다면 과소 보상으로 인한 고객의 불만 또는 과대 보상 문제가 발생할 수 있기 때문이다.

그림 7은 CBL 모델별로 2016년 1월-8월 오차율의 표준편차를 그래프로 나타낸 것이다. 그림에서 볼 수 있듯이 모델 4의 표준편차가 2.78로 가장 낮다. 또한 모델 4는 평균 오차율도 3.05%로 가장 낮게 나타난다.

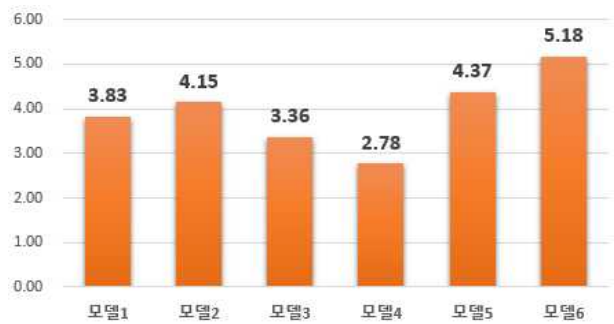


그림 7 CBL 모델별 오차율의 표준편차

Fig. 7 Standard deviation of error rate of CBL models

위의 결과를 종합하여 봤을 때, 사례연구 대상 공용주택 단지에서 CBL의 정확도가 크게 떨어지지 않으면서 월별로 오차율이 지나치게 높지 않은 방법은 모델 4라고 판단할 수 있다. 그러나 이 결과는 본 연구에서 연구대상으로 삼은 공용주택 단지에 해당하는 것이지 전국의 모든 공용주택 단지들에게 적용할 수 있는 일반적인 모델은 아니다. 또 다른 공용주택 데이터 셋에서 CBL을 추정하고자 할 때에는 과거데이터가 본 연구에서 사용한 데이터와 다르게 3년 이상의 데이터가 확보되어 있을 수 있고, 최적의 기준 온도가 17°C와 26°C로 나타나지 않을 수 있다. 따라서 CBL을 추정하고자 하는 지역마다 여러 가지 모델을 만들어 오차율 분석을 진행한 뒤 해당 지역에 가장 적합한 모델을 선택하여 CBL 산정을 진행해야 할 것이다.

## 5. 결 론

본 논문에서는 행동 기반 에너지 효율화 프로그램의 시행 효과를 측정하기 위한 CBL 산정 기법을 제시하였다. 행동기반 에너지 효율화 프로그램이 시행되기 이전의 공용주택 1개 단지 전체 전력사용량을 예측하여 CBL 산정 기법의 정확도를 평가하였다. 정확도 평가 결과 평균 오차율 측면에서는 과거 3개년 데이터를 사용한 모델보다는 과거 2개년 데이터를 사용한 모델이 정확도가 높게 나타났다. 이러한 결과로 미루어 봤을 때 현재 전력

사용 패턴을 반영하지 못하는 과거 데이터를 사용할 때 CBL의 정확도가 떨어질 수 있다고 판단할 수 있다. 따라서 CBL의 정확도를 확보하며 월별로 오차율이 크게 변화하지 않는 모델을 모델 4로 판단하였다. 시계열 모델은 수년전의 서비스 시작 전의 실적을 기반으로 CBL을 산정하므로 사회적 트렌드 등의 변화를 고려해야하는 장시간 이후의 CBL 산정에는 적합하지 않을 수 있지만, 프로그램 초기의 에너지 효율화 프로그램 효과 분석용으로는 충분히 사용 가능할 것으로 판단된다.

그러나 이와 같은 방법을 사용하여 가구별로 CBL을 산정하려 했을 때에는 여러 가지 문제가 생길 수 있다. 먼저 이사 등의 이유로 거주 가구 교체 및 부재 이벤트가 발생할 수 있다. 이 경우 과거와 현재의 전력사용량 패턴이 바뀔 수 있기 때문에 장시간의 과거 실적이 필요한 시계열 모델의 적용이 적합하지 않을 수 있다. 이러한 시계열 모델의 한계점을 극복하기 위해서는 집단 비교 모델을 사용하는 등의 추가적인 CBL 산정 기법에 대한 고려가 필요할 것이다.

### 감사의 글

이 논문은 2015년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임 (No. 2015R1C1A1A01051928).

이 논문은 한국전력공사 지원에 의하여 전력연구원의 주관으로 수행된 과제(R16DA11)의 연구 결과임.

이 연구는 2018년도 광주대학교 대학 연구비 지원을 받아 수행되었음.

### References

- [1] Amber Mahone, Ben Haley, "Overview of Residential Energy Feedback and Behavior-based Energy Efficiency", *Energy+Environmental Economics*, 2011.
- [2] O. Siddiqui, "Guidebook for Energy Efficiency Program Evaluation, Measurement and Verification, EPRI Technical Update Report, 2008 Amber Mahone, Ben Haley, Overview of Residential Energy Feedback and Behavior-based Energy Efficiency", *Energy+Environmental Economics*, 2011.
- [3] Michael Li, Carla Frisch, "Evaluation, Measurement, and Verification (EM&V) of Residential Behavior-Based Energy Efficiency Programs: Issues and Recommendations", DOE/EE-0734, 2012.
- [4] Sung-Ill Kong, Young-Sik Baek, Kyung-Bin Song, Ji-Ho Park, "The Daily Peak Load Forecasting in Summer with the Sensitivity of Temperature", *The Transaction of The Korean Institute of Electrical Engineers a 53A(6)*, 2004.6,

358-363, 2004.

- [5] Jun-Young Ahn, Sang-Min Park, Chang-Bok Kim "A Study on Neural Network Model for Winter Electric Power Demand Prediction", *Journal of Korean Institute of Information Technology*, 15(9), 2017.9, 1-9, 2017.
- [6] James Stewart, Annika Todd. "Residential Behavior Protocol, The Uniform Methods Project: Methods for Determining Energy Efficiency Savings for Specific Measures", *NREL(National Renewable Energy Laboratory)*. SR-7A40-62497. 2015.
- [7] Kyoungmi Lee, Hee-Jeong Baek, Chunho Cho, The Estimation of Base Temperature for Heating and Cooling Degree-Days for South Korea, *Journal of Applied Meteorology And Climatology*, 2013.
- [8] Choi, Y., "Temporal and Spatial Variability of Heating and Cooling Degree Days in South Korea", 1973~2002. J. Korean Geogr. Soc., 40, 584-593. 2005.

### 저 자 소 개



#### 고 세 현 (Sae-Hyun Koh)

2017년 고려대학교 전기전자공학부 졸업. 현재, 고려대학교 대학원 전기전자공학과 석사과정.



#### 주 성 관 (Sung-Kwan Joo)

1995년 고려대학교 전기공학과 졸업. 2004년 University of Washington 전기공학과 졸업(공학박사). 2004~2006년, North Dakota State University 조교수. 2006년~현재 고려대학교 전기전자공학부 교수.



#### 이 재 희 (Jae-Hee Lee)

2014년 고려대학교 대학원 전기전자공학과 졸업(공학박사). 2013년~2015년, 한전 경제경영연구원. 2015년~2016년, 광주대학교 교수. 2016년~현재, 국립 목포대학교 교수



**문 국 현(Guk-Hyun Moon)**

2013년 고려대학교 대학원 전기전자공학과 졸업(공학박사). 2013년~2014년, 한국과학기술기획평가원. 2014년~현재 한전 경제경영연구원 재직 중.



**위 영 민(Young-Min Wi)**

2013년 고려대학교 대학원 전기전자공학과 졸업(공학박사). 2014년~현재, 광주대학교 교수.