



가정부문 전력수요 전망을 위한 기후 지표 개선 연구¹⁾

강병욱 에너지경제연구원 부연구위원 byunguk.kang@keei.re.kr

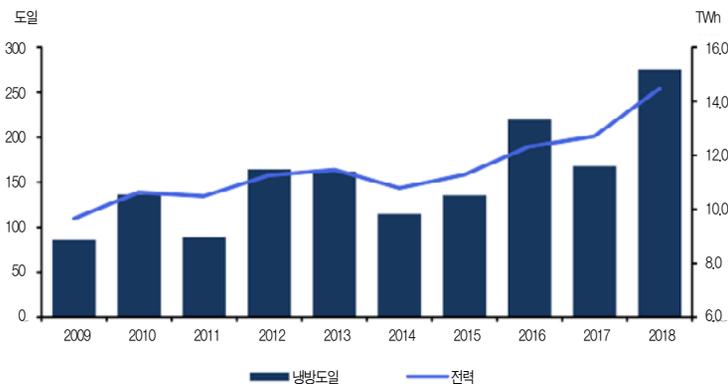
김철현 에너지경제연구원 연구위원 chkim@keei.re.kr

I. 서론

최근 들어 폭염이나 한파와 같은 이상 기후 현상이 빈번하게 발생함에 따라 기후 변수가 에너지 소비에 미치는 영향력이 확대되고 있다. 2016년 여름에는 이상 폭염으로 냉방도일이 전년 대비 56.9%(서울 기준) 급증하면서 최대전력이 8.1%나 증가(8,518 만 kW)하였고,

폭염이 집중된 8월에는 건물 부문 전력 소비가 전년 동월 대비 12.4% 증가했다. 이러한 폭염을 계기로 2016년 12월에는 2005년 이후 10년 이상 지속되어 온 주택용 누진요금제²⁾가 개편되기도 했다. 2018년 다시 찾아온 폭염은 더욱 심각해서 냉방도일은 2016년의 앞선 폭염보다 20.2% 증가했고 최대전력도 8.6%나 높아졌다. 이상 기온 현상은 여름에만 국한된 것은 아니었다.

[그림 1] 최근 냉방도일과 여름철(7~8월) 가정용 전력 소비 추이



1) 본고는 「에너지 수요 전망을 위한 기후 지표 개선 연구」 강병욱·김철현(2018)의 일부 내용을 부분적으로 수정 및 보완한 것이다.

2) 주택용 누진요금제는 2016년 개정되기 전 2005년 12월 28일에 마지막으로 개정되었다.



2017~2018년 겨울에는 극심한 한파로 도시가스 소비가 대폭 증가했다. 한파가 집중된 2017년 12월에는 난방도일이 전년 동월 대비 18.9% 증가하면서 가정용 도시가스 소비가 26.4% 증가하여 도시가스 공급에 비상이 걸리기도 했다.

이처럼 기후 변동성 확대로 기후 변수가 에너지 수요에 미치는 영향력이 커지고 있어 에너지 수요 예측력 제고를 위해 기후 변수를 개선할 필요성이 대두되고 있다. 본고의 주요 목적은 첫째, 기존에 고려하던 일반적인 냉·난방도일의 에너지 수요 적합도를 개선하는 것과 에너지 수요와 밀접한 관련을 가지는 새로운 기후 변수를 발굴하는 것이다. 기존의 냉·난방도일은 각각 24도와 18도를 기준 온도로 하고 일평균기온을 이용하여 계산하여 왔다. 그러나 기준 온도가 달라질 경우, 일평균기온 대신 일 최저 기온을 사용할 경우, 근무일과 휴일에 각각 다른 가중치를 부여할 경우 등 다양한 경우에 냉·난방도일의 설명력은 달라질 수 있다. 또한 냉방용 에너지는 온도 뿐 아니라 습도나 일조량, 강수량, 풍속, 운량 등 다양한 기후 인자의 영향을 함께 받는데 이러한 요인을 함께 고려하면 설명력이 높아질 수 있다.

두 번째는 에너지 수요 전망에서 기후 변수 전제 방법을 개선하는 것이다. 에너지 수요를 전망할 때 전망 기간에 대해 기후 변수를 특정한 방법으로 가정하게 되는데, 일반적으로는 평년기온을 가정하는 방식이 가장 널리 사용되고, 기간은 10년, 20년, 30년 등 다양한 기간의 평균 기온이 사용된다. 그러나 이처럼 장기간의 평균기온을 이용하는 방식은 [그림 1]에서 드

러나는 것과 같은 최근 냉방도일의 상승 추세 등 기후 변화 추이를 잘 반영하기 힘들어 에너지 수요 예측력을 떨어뜨리게 된다. 미국의 에너지정보청(EIA, U.S. Energy Information Administration)에서는 이러한 문제를 일찍이 발견³⁾하여 2000년 중반 이후 기후 변수 전제 방법을 과거 특정 기간의 평균을 사용하는 방식에서 탈피하여 자체적으로 추정하거나 미국해양대기청(NOAA, National Oceanic and Atmospheric Administration)의 자료를 활용하고 있다.

본고에서 제안된 기후 변수와 전제 방식이 에너지 수요 예측력을 얼마나 개선시키는지를 가정 부문 전력 수요를 대상으로 계량경제학적 방법을 이용하여 진단한다. 분석 대상으로 가정 부문을 선정한 것은 가정 부문의 에너지 수요가 기후 변수에 가장 민감하게 반응하기 때문이고, 여러 에너지원 중 전력을 선택한 것은 최근 주요한 이슈로 대두되고 있는 가정용 냉방 에너지 소비로는 전력이 거의 대부분을 차지하고 있기 때문이다.

II. 최적 기후 변수 선택

1. 가정용 전력 소비 설명을 위한 기후 변수

가. 냉방도일 및 난방도일

에너지 소비 추정 및 예측에 가장 기본적으로 쓰이는 기후 변수는 냉방도일(CDD, Cooling Degree Days)과

3) Livezey and Smith (1999)와 Morris (1999)는 1965년 이후 1998년까지 기온이 상승추세를 보이고 있으며 이로 인해 난방도일은 점차 감소하고 냉방도일은 점차 증가함을 보였다. 또한 이를 통해 EIA의 기후 변수 전제 방식인 장기간 평균 기온을 전망 전제로 사용하는 것은 최근 기후변화 추세를 반영할 수 없기 때문에 에너지 수요 전망을 왜곡시킬 수 있다고 지적했다.



난방도일(HDD, Heating Degree Days)이다. 냉·난방도일은 일평균기온과 기준 온도의 차이를 합산한 것으로 아래와 같이 계산된다.

$$CDD = \sum_i (Temp_i - 24)^+, \quad HDD = \sum_i (18 - Temp_i)^+$$

식에서 $Temp_i$ 는 i -일의 기온을, $(\cdot)^+$ 은 양(+)의 값만을 취한다는 의미이다. 에너지 소비 추정에서 기온 자체가 아닌 냉·난방도일을 사용하는 이유는 기온이 에너지 소비에 미치는 영향이 여름철과 겨울철에 있어 비대칭적일 뿐만 아니라 비선형이기 때문이다.⁴⁾

냉·난방도일의 계산에 있어서 기준 기온의 설정 방법에 따라 다양한 냉·난방도일을 계산할 수 있고 각각의 설명력이 달라질 수 있다. 본고에서 고려한 냉방도일은 CDD18, CDD24, CDDmin18, CDDmin20이다.⁵⁾ 기준 온도는 다양하게 설정할 수 있으나, 본고의 목적이 최적 기준 온도를 찾고자 하는 바가 아니므로 대표적인 온도만을 고려하였다. 각 변수명 뒤의 숫자는 이용된 기준온도를 의미하며, min은 냉방도일 계산에서 일평균기온 대신 일최저기온을 사용했음을 나타낸다. 난방도일은 일 대표 기온의 종류에 따라 HDD18과 HDDmin18만을 고려하였다.

나. 불쾌지수 및 불쾌도일

여름철 냉방용 전력 소비에 영향을 미치는 기후 변수로는 냉방도일 이외에도 불쾌지수를 들 수 있다. 불

쾌지수(DI, Discomfort Index)는 기온과 습도를 함께 고려하여 불쾌감을 느끼는 정도를 나타내는 지수로 다음과 같이 계산된다.

$$DI = \sum_i DI_i, \\ DI_i = \frac{9}{5} Temp_i - 0.55(1 - RH_i) \left(\frac{9}{5} Temp_i - 26 \right) + 32$$

식에서 $Temp_i$ 와 RH_i 는 각각 i -일의 기온(°C)과 상대 습도⁶⁾를 나타낸다. 본고에서는 일간 불쾌지수를 일평균기온과 습도를 이용하여 계산하고 월간 불쾌지수는 일간 불쾌지수를 월간으로 합산하여 계산하였다.

불쾌지수가 전력 소비에 영향을 미치는 시기는 주로 여름철이므로 불쾌지수 자체를 연간 또는 월간 전력 소비 추정 식에 포함하는 것은 다른 설명변수의 추정값에 잘못된 영향을 미칠 수 있다. 따라서 불쾌지수에 냉·난방도일의 계산 방식을 적용하여 다음과 같은 새로운 변수를 제안하고 이를 불쾌도일(DD, Discomfort Degree days)로 정의한다.

$$DD = \sum_i DD_i = \sum_i (DI_i - 75)^+$$

기상청의 자료에 따르면 불쾌지수(DI)가 75~80사이에서는 50%정도가 불쾌감을 느끼기 때문에 불쾌도일 계산을 위한 기준 불쾌지수를 75로 설정하였다.⁷⁾

다. 근무일 여부

근무일 여부는 기후 변수는 아니지만, 가정용 에너지 소비의 특성상 기후 변수와 밀접히 연관되어 있다.

4) 기온과 에너지 소비의 비대칭적 관계와 비선형적 관계에 대해서는 Chang et al. (2016), 신동현(2016), 박철용·박철호(2018) 등에도 잘 나와 있으니 이를 참고하기 바란다.
5) 실제로 냉·난방도일을 계산하는 방식은 상당히 다양하다. 기준온도의 다양성 뿐 아니라 다수의 기준온도를 함께 고려할 수도 있다. 이에 대해서는 신동현·조하현(2014a, b), 신동현(2016)을 참고하기 바란다.
6) 상대습도는 통상의 습도를 의미한다.
7) 기상청(2018.7.15., https://www.kma.go.kr/HELP/basic/help_01_05.jsp)에 따르면 불쾌지수가 68~75사이에서 불쾌감을 나타내기 시작하여, 75~80 사이에서는 50% 정도가 불쾌감을 느끼고 80이상에서는 전원이 불쾌감을 느낀다.



예를 들어, 같은 수준의 폭염이 발생한다 해도 근무일에 발생하는 것과 직장, 학교 등의 휴무로 대부분의 가족 구성원이 집안에 거주하는 주말에 발생하는 것은 에너지 소비에 큰 차이를 가져온다. 본고에서는 주어진 날의 근무일 여부에 따라 가중치에 변화를 둔 다음의 세 가지(WD100, WD115, WD105) 경우를 고려한다. WD100은 근무일에는 1, 공휴일은 0.0을 설정하고 월간으로 합산하여 계산, WD115는 근무일은 1, 공휴일은 1.5, WD105는 근무일은 1, 공휴일은 0.5의 값을 부여하여 계산하였다.

$$WD100 = \sum_i I_i, I_i = \begin{cases} 1 & \text{if working day} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$WD115 = \sum_i I_i, I_i = \begin{cases} 1 & \text{if working day} \\ 1.5 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$WD105 = \sum_i I_i, I_i = \begin{cases} 1 & \text{if working day} \\ 0.5 & \text{otherwise} \end{cases}$$

공휴일의 가중치에 차이를 두는 이유는 기후 조건이 같더라도 공휴일 여부에 따라 가정에 거주하는 시간이 다르면 에너지 소비에도 차이가 있을 것이라는 가정 때문이다. 월간으로 합산된 근무일수 자체가 가정용 에너지 소비에 미치는 영향은 미미할 수 있으나 일간 수준에서 근무일 여부와 기후 변수와의 상호작용(interaction)을 고려하여 그 영향력을 비교해볼 필요는 있다. 상호작용은 일반적으로 변수들의 곱으로 계산되는데, 예를 들어 근무일수와 불쾌지수의 상호작용 변수는 아래와 같이 계산된다.

$$WD115 * DI = \sum_i I_i * DI_i, I_i = \begin{cases} 1 & \text{if working day} \\ 1.5 & \text{o.w} \end{cases}$$

상호작용은 복수의 변수 사이에서도 적용 가능하므로 고려 가능한 상호작용 변수의 경우의 수는 상당히 많다. 최적 기후 변수 탐색을 위한 후보로서 먼저 근무일수와 기후 변수 간의 상호작용을 생성하고, 추후 결과에 따라 두 변수 이상의 상호작용 변수를 고려하기로 한다.

2. 가정용 전력 소비 자료 변환

최적 기후 변수 선택을 위해선 전력 소비 자체를 이용하기보다는 기후에 영향을 받는 냉난방용 전력 소비량만을 따로 분리하여 분석하는 것이 바람직하다. 전력 소비에 영향을 미치는 요소는 기후 외에도 다양한 요소가 있는데 최적 기후 변수 탐색을 위해 가정용 전력 소비의 원자료⁸⁾를 이용할 경우 기후 변수 이외에도 전력 소비에 영향을 미칠 수 있는 이러한 변수들을 모두 포함해야 한다. 하지만 이 경우 기후 이외의 변수들이 기후 변수의 추정 계수에 영향을 미치게 되고, 이것이 기후 변수 선택에 잘못된 결론을 이끌 수 있다.

본 연구에서는 김철현·강병욱(2017)에서 시도된 방법⁹⁾을 발전시켜 가정용 전력 소비를 냉방용(cooling), 난방용(heating), 냉난방용 제외(w/o cooling and heating)로 분해하는 방식을 제안한다. 분해 방식은 기온에는 거의 영향을 받지 않고 기본적으로 발생하는 월간 전력 소비량을 추정한다 다음 전체 가정용 소비에서 이를 차감하여 냉난방용 소비량을 도출하는 것이다. 먼저 5월과 10월은 냉난방 소비가 없고, 냉방용 소비는 6~9월에만, 난방용 소비는 11~4

8) 본 연구에서 가정용 전력 소비 자료는 한전 전력통계속보의 월간 계약종별 판매량 중 주택용을 이용하였다.

9) 김철현·강병욱(2017)에서는 가정 냉방용 소비만을 분해했는데, 선형보간법이 아닌 각 월에서 5월 또는 10월의 소비를 차감하는 식으로 중간 기간을 추정했음



월에만 발생한다고 가정한다. 월간 냉난방용 제외 소비량은 매해 5월과 10월의 가정용 전력 소비량을 기준으로 그 사이 기간은 선형 보간법을 이용하여 추정한다. 냉난방용 소비량은 전체 가정용 전력 소비량에서 추정된 월간 냉·난방용 제외 소비량을 뺀 값인데¹⁰⁾, 냉방용은 6~9월, 난방용은 11~4월이 되며 구체적인 분해식은 아래와 같다.

$$Ele = Ele_{cool} + Ele_{heat} + Ele_{w/o\ cool\ and\ heat}$$

$$Ele_{w/o\ cool\ and\ heat} = \begin{cases} Ele & \text{for May, Oct} \\ g(Ele_{May}, Ele_{Oct}) & \text{for Jun-Sep} \\ g(Ele_{Oct}, Ele_{May}) & \text{for Nov-Apr} \end{cases}$$

$$Ele_{cool} = \max(Ele - Ele_{w/o\ cool\ and\ heat}, 0) \text{ for Jun-Sep}$$

$$Ele_{heat} = \max(Ele - Ele_{w/o\ cool\ and\ heat}, 0) \text{ for Nov-Apr}$$

식에서 $g(\cdot)$ 은 중간 월의 냉난방 제외 소비를 추정하는 함수로서 본 연구에서는 선형 보간 함수를 이용한다.

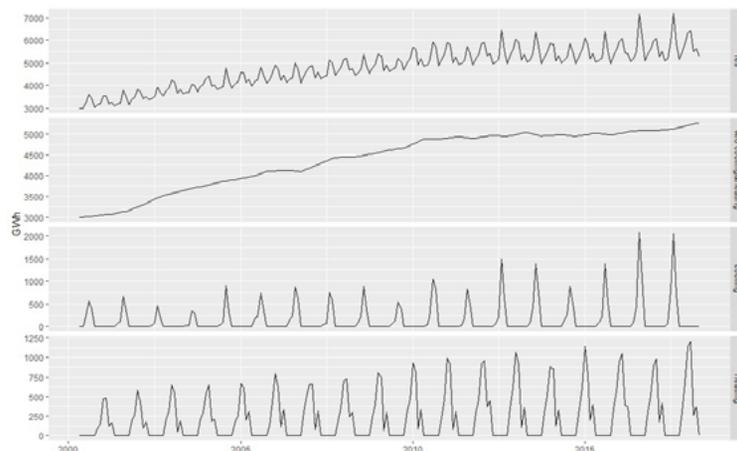
아래 [그림2]는 위의 방법을 이용하여 도출된 가정용 용도별 전력 소비량으로, 첫 번째 패널은 월간 가정용 전력 소비 자체이며, 두 번째 패널은 냉난방용 제외, 세 번째는 냉방용, 마지막은 난방용 소비량을 나타낸다. 이후에 진행될 최적 냉방용 및 난방용 기후 변수 탐색에는 세 번째와 네 번째의 냉난방용 소비량을 이용하여 분석하였다.

3. 냉난방용 전력 소비 설명을 위한 최적 기후 변수 선택

가. 상관관계(correlation) 분석

아래 표는 냉방용 전력 소비와 기후 변수와의 상관

[그림 2] 가정용 전력의 냉난방용 소비 분해



10) 음의 값을 가지는 경우는 0으로 처리하였다. 본 연구에서 이러한 경우는 단 한차례(월)뿐이었음



논단

가정부문 전력수요 전망을 위한 기후 지표 개선 연구

관계를 나타낸다. 첫 번째 열은 각 기후 변수와 냉방소비의 관계를 나타내며 나머지 세 열은 기후 변수와 근무일수와의 상호작용을 변수화한 것이다. 예를 들어, 표에서 DI와 WD100의 교차는 0.25인데, 이는 냉방용 전력 소비와 WD100*DI의 상관계수를 나타낸다.

주목해야 할 결과는 근무일수와의 상호작용 변수로 세 가지 서로 다른 공휴일의 가중치에 대해서 WD115가 WD100이나 WD105 대비 높은 상관관계를 나타내고 있다는 것이다. WD100이나 WD105의 경우는 오히려 근무일 여부를 고려하지 않는 경우(no_WD)보다 상관관계가 낮게 나타난다.

아래 <표2>는 WD115, DD, CDD 계열 상호작용 변수와 냉방도일과의 상관관계를 나타낸다. 표에서 나

타나 듯이 WD115*DD*CDD24가 냉방용 전력 소비와 가장 높은 상관관계를 나타내고 있다.

가정 난방용 전력과 난방용 기후 변수와의 상관관계는 아래 <표3>과 같다. 냉방용의 경우와는 달리 난방용의 경우는 변수별로 난방용 전력소비와의 상관관계 차이가 크지 않다. 단, 근무일 여부와의 상호작용에서는 냉방용과 마찬가지로 WD115의 경우가 WD100이나 WD105의 경우보다 높은 상관관계를 나타내고 있다.

나. 표본 외(out-of-sample) 예측오차(RMSE)분석

계량경제학에서 모형의 예측력을 비교할 때, 가장 보편적으로 사용되는 방법은 표본 외 RMSE(Root

<표 1> 냉방용 전력 소비와 상관관계 분석

	no WD	WD100	WD115	WD105
DI	0.41	0.25	0.44	0.34
DD	0.65	0.63	0.66	0.65
CDD18	0.46	0.41	0.47	0.44
CDD24	0.60	0.57	0.60	0.58
CDDmin18	0.48	0.46	0.49	0.48
CDDmin20	0.56	0.54	0.56	0.55

<표2> 냉방용 전력 소비와 근무일 여부 상호작용과의 상관관계

WD115DDCDD18	WD115DDCDD24	WD115DDCDDmin18	WD115DDCDDmin20
0.69	0.72	0.70	0.71

<표3> 난방용 전력 소비와 상관관계 분석

	no WD	WD100	WD115	WD105
HDD18	0.63	0.60	0.63	0.62
HDDmin18	0.62	0.59	0.63	0.61



Mean Square Error)를 비교하는 것이다. RMSE는 아래와 같이 계산된다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (f_t - o_t)^2}, \quad f_t = t\text{기의 예측치}, \quad o_t = t\text{기의 실측치}$$

식에서 (f_t)는 예측치와 실측치의 차이로서 예측오차이다. 계산 방식은 먼저 표본 내 구간에 대해 아래의 선형 회귀식을 추정하고, 여기서 도출된 계수를 이용하여 표본 외 구간의 냉방용 전력 수요를 예측한 후 RMSE를 계산하는 식이다.

$$Ele_{cool} = c + \beta * X + error, \quad X = \text{기후변수}$$

아래 <표4>는 각각의 회귀식으로부터 RMSE를 계산한 결과이다. 앞 절의 상관관계 분석에서와 마찬가지로 기후변수와 근무일 변수가 교차하는 칸의 값은 그 두 변수의 교차항을 이용하여 구성한 회귀식의 RMSE를 나타낸다. 회귀식 추정에 이용된 표본 내 구간은 2000~2015년이며 표본 외 구간은 2016~2017

년의 월간 자료이다.

분석결과 불쾌지수(DI)보다는 불쾌도일의 예측오차가 더 작았으며, 냉방도일 계열에서는 CDD24가 모든 경우에 있어 예측오차가 가장 작았다. 근무일 여부와 상호작용에서는 역시 근무일보다 공휴일에 더 큰 가중치를 둔 WD115와의 상호작용 예측력이 가장 좋았다.

아래 <표 5>는 세 변수의 교차항을 이용한 예측결과를 나타내고 있는데, 상관관계 분석에서와 마찬가지로 두 변수의 상호작용보다는 세 변수의 상호작용이 더 높은 예측력(더 낮은 RMSE)을 보여줌을 알 수 있다.

난방용 기후 변수에 대한 예측오차는 다음의 회귀식을 이용하여 아래 표와 같은 결과를 도출하였다.

$$Ele_{heat} = c + \beta * X + error, \quad X = \text{기후변수}$$

난방용의 예측오차 분석에서는 상호작용 변수의 예측력이 근무일 여부를 고려하지 않았을 경우보다 소폭 높은 것으로 나타난다.

<표4> 냉방용 전력 수요의 예측오차 비교

	no WD	WD100	WD115	WD105
DI	823.35	868.61	816.23	843.99
DD	643.93	650.55	643.76	645.51
CDD18	795.15	815.51	789.34	803.43
CDD24	703.89	719.2	700.18	709.66
CDDmin18	788.95	796.89	787.08	791.91
CDDmin20	743.77	747.36	743.40	744.80

<표5> 근무일 여부 상호작용 변수 예측오차(GWh) 비교

WD115DDCDD18	WD115DDCDD24	WD115DDCDDmin18	WD115DDCDDmin20
599.80	552.37	593.72	577.70



〈표6〉 RMSE 분석(in GWh)

HDD18	HDDmin18	WD115HDD18	WD115HDDmin18
306.32	300.09	306.28	300.07

다. 최적 냉난방용 기후 변수 선택

이상의 주요 결과를 정리하면 다음과 같다. 냉방도일 계열에서는 일평균기온을 이용하고 기준 온도를 24℃로 설정했을 경우가 상관관계와 예측력이 높았다. 난방도일 쪽에서는 상관관계와 예측력 분석 결과가 상반되게 나왔는데, 최저 기온을 이용했을 때의 결과가 평균 기온을 이용했을 경우 대비 상관관계는 소폭 낮았으나, 예측력은 더 높은 것으로 나타났다. 불쾌지수와 불쾌도일의 비교에서는 모든 경우에 불쾌도일이 더 높은 설명력을 보여주었다. 또한, 모든 후보 변수에서 근무일 여부와의 상호 작용을 고려했을 경우 설명력이 높아졌는데 특히, 공휴일에 근무일 대비 더 높은 가중치를 두는 경우에 설명력이 상승했다. 이러한 분석 결과, 본고에서 고려한 변수 중 가정 냉난방용 전력 소비를 가장 잘 설명하는 변수는 WD115DDCDD24와 WD115HDDmin18이었다.

에너지 수요전망 보고서를 발간하고 각 전망에서 기후 변수로는 난방도일과 냉방도일이 사용되며 각 기후변수의 전망 기간 전제를 작성하기 위해 과거 10년 일평균기온의 평균이 사용된다. 일반적으로 평년 기온이라 함은 과거 30년 평균 기온을 뜻하지만 에너지경제연구원에서는 비교적 최근의 기후 변화 추이를 반영하기 위해 과거 10년 평균 기온을 사용한다.

일본의 IEEJ(The Institute of Energy Economics, Japan)에서도 에너지경제연구원과 유사하게 과거 특정 기간의 평균기온을 이용하여 기후변수 전제를 작성한다. IEEJ에서는 반기별로 전망 기간 1~2년의 단기 에너지 수요 전망 보고서를 발간하고 있고 기후변수로는 냉·난방도일을 사용하고 있으며 1981년 이후 전 기간 과거 일평균기온의 평균값을 이용해서 전망 전제를 작성한다.

나. 기상 예측 기관의 예측 자료 활용

미국의 EIA는 과거 특정 30년의 평균(30-year normal) 기온을 이용하여 냉·난방도일을 전제해왔으나 최근에는 방식을 바꾸어 미국해양대기청(NOAA, National Oceanic and Atmospheric Administration)에서 제공하는 기후변수 예측 자료를 사용한다. EIA가 기후변수 전제 방식을 바꾼 것은 기후변화로 인한 난방도일의 감소 및 냉방도일의 증가를 실증적으로 분석한 연구결과¹¹⁾에 바탕을 둔 것이다.

III. 전제 방법론 선택

1. 국내외 주요 기관의 기후변수 전제방법

가. 평년 기온 전제

에너지경제연구원(KEEI)에서는 단기, 중기, 장기



2. 최근 기후 변화 추이를 반영한 전제 방법론 개발

과거 일정 기간의 평균기온을 이용하는 경우, 최근의 기후 변화 추이를 반영하기 힘들다. 평년 기온을 전제할 때는 그 저변에는 기온이 특별한 추세 없이 특정 평균기온을 기준으로 등락을 반복한다는 가정이 전제되어 있으나 최근 우리나라의 기후변화 추이, 특히 여름철의 냉방도일 추이를 고려한다면 이러한 가정은 Morris (1999) 등이 지적한 미국의 경우와 마찬가지로 문제가 있다. IPCC(2013)에 따르면 기후변화로 인한 온난화는 전 지구적 현상으로 IPCC의 첫 번째 평가보고서(IPCC, 1990)가 발간된 이후, 세계 각지에서 지속적 온난화와 그에 대한 대책에 관한 연구가 쏟아져 나왔다.¹²⁾

이처럼 냉방도일과 난방도일이 특정 추세를 가질 경우, 전망 기간 평년기온을 가정하고 전제를 작성하는 것은 예측력을 떨어뜨릴 수밖에 없다. 계량경제학적

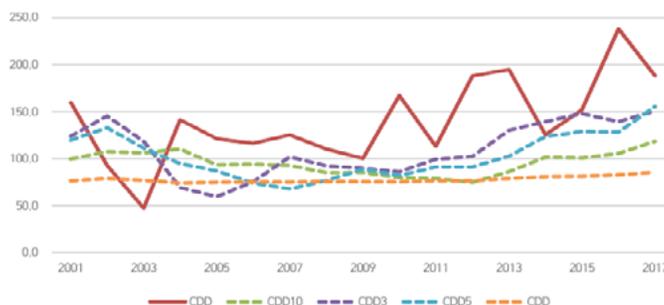
관점에서 본다면 이는 실제 자료생성과정(true data generating process)을 잘못 파악한 데서 비롯된 모형설정오류(mis-specification problem)에 해당한다고 할 수 있다. 따라서 아래에서는 세 가지 다른 전제 방법을 살펴보고 어떤 방법이 최근의 기후변화 추이를 더 잘 반영할 수 있는지에 대해서 논의하기로 한다.

가. 단순 산술평균

첫 번째 전제 방법으로는 과거 다양한 기간의 단순 산술평균을 고려하였다. 위에서 서술한 대로 이는 최근의 기후변화 추이를 반영하는 데 문제가 있는 방법이나 나머지 두 방법에 대한 비교 기준(reference case)이 된다는 점과 과거 자료의 평균 기간을 변화시킬 때 예측력이 변할 수 있다는 점 등에서 살펴볼 가치가 있다.

아래의 [그림3]을 보면 최근 냉방도일이 지속적 상승

[그림 3] 2001~2017년 냉방도일 추이 및 산술평균을 이용한 전망



자료: 「기상청 날씨누리」(2018.10.21., <http://www.weather.go.kr>)

주: CDD는 실제, CDDi는 최근 i년 일평균 기온의 평균을 이용한 CDD, CDD_는 1980년 이후 모든 자료를 이용

11) Livezey and Smith (1999)와 Morris (1999) 등을 참고하기 바란다.

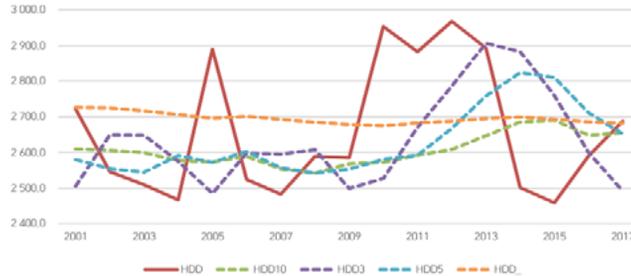
12) 예를 들어 Held(1993), Hulme, Zhao and Jiang(1994), Staple and Wall(1996), Bray, Hooke and Carter(1997), Reichert, Schnur and Bengtsson(2002), Latenser and Schneebeli(2003), Lemieux and Scott(2005) 등을 참고하기 바란다.



논단

가정부문 전력수요 전망을 위한 기후 지표 개선 연구

[그림 4] 2001~2017년 난방도일 추이 및 산술평균을 이용한 전망



자료: 「기상청 날씨누리」(2018.10.21., <http://www.weather.go.kr>)

주: HDD는 실적, HDDi는 최근 i년 일평균 기온의 평균을 이용한 HDD, HDD_는 1980년 이후 모든 자료를 이용

추세를 보임에 따라 평균 기간이 짧을수록 최근의 추이를 더 잘 반영할 수 있게 된 것으로 보인다. 반면, 아래 난방도일의 경우, 실적 자료는 특별한 추이를 보이고 있지 않고, 따라서 HDD3~HDD_ 중 어느 예측치가 더 실적에 가까운지를 그림만으로는 판단하기 힘들다.

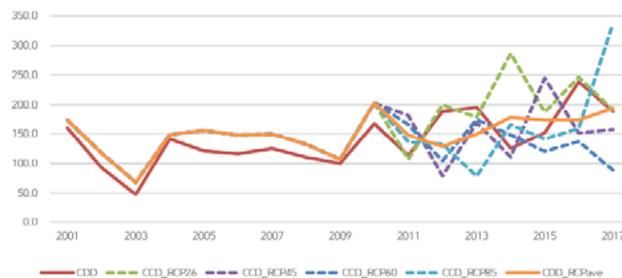
나. 지구시스템모델(Earth System Model) 시뮬레이션

우리나라 기상청과 국립기상과학원에서는 수치모델

시뮬레이션을 이용한 기후예측 자료를 제공하고 있다. 기상청에서는 일기예보를 주요 목적으로 1년 이하의 예보를 담당하는 반면, 국립기상과학원에서는 기후변화와 관련하여 2100년까지의 장기시나리오 작성을 위한 지구시스템모형을 운용한다.

수치모델에 대한 정의는 기상청의 웹사이트에 다음과 같이 나와 있다. “수치예보모델은 지구의 기상시스템을 대기 상태와 운동을 지배하는 역학·물리 방정식을 사용하여 기상학적으로 모델링한 것으로, 시·공

[그림 5] 2001~2017년 냉방도일 추이 및 지구시스템모델 예측 결과

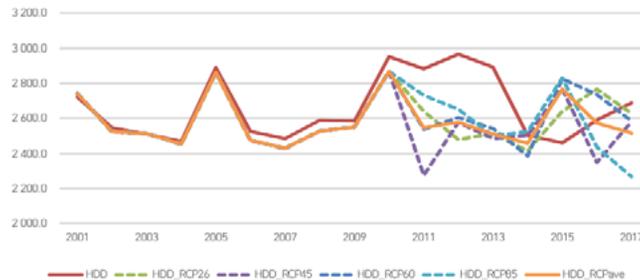


자료: 실적자료는 서울 108관측지점 기준, 시뮬레이션 자료 중 2010년까지의 실적값은 서울 전 지역 관측지점의 평균

주: 「기상청 날씨누리」(2018.10.21., <http://www.weather.go.kr>) 및 「기상청 기후정보포털」(2018.10.21., <http://www.climate.go.kr>)의 일평균기온 실적 및 시뮬레이션 자료를 바탕으로 냉방도일 계산



[그림 6] 2001~2017년 난방도일 추이 및 지구시스템모델 예측 결과



자료: 실측자료는 서울 108관측지점 기준, 시물레이션 자료 중 2010년까지의 실측값은 서울 전 지역 관측지점의 평균
 주: 「기상청 날씨누리」(2018.10.21., <http://www.weather.go.kr>) 및 「기상청 기후정보포털」(2018.10.21., <http://www.climate.go.kr>)의 일평균기온 실측 및 시물레이션 자료를 바탕으로 난방도일 계산

간적으로 연속체인 기상시스템은 수학적으로 직접 계산될 수 없기 때문에 수치예보모델에서는 통상 지구를 바둑판같은 수많은 격자로 나누어 격자점마다 대기의 상태와 운동에 대한 방정식을 계산하도록 구성한다.¹³⁾

기상과학원의 시물레이션 자료를 이용하여 냉난방도일 예측치를 계산한 결과는 아래와 같다.

붉은 실선은 실측 일평균기온을 바탕으로 한 난방도일, 나머지 점선은 국립기상과학원의 시나리오별 시물레이션 결과를 이용해서 계산한 난방도일이다. 주황색 실선은 네 가지 시나리오의 평균이다.¹⁴⁾ 전반적으로 산술평균의 경우보다 실질치에 가까움을 알 수 있고 네 가지 시나리오의 평균이 시물레이션의 변동성을 줄여 가장 예측력이 좋은 모습을 보이고 있다.

난방도일의 결과는 위의 [그림6]에서 볼 수 있는데, 난방도일은 평균기온을 사용한 경우에 비해 예측력이 크게 개선되지 않음을 알 수 있다. 이는 첫째로 최

근 난방도일이 특별한 추세를 보이지 않았고, 둘째로 2010~2013년까지 이상 저온으로 급증한 난방도일이 일종의 극단치(outlier)로 작용했기 때문으로 분석된다.

다. 지수평활법(Exponential Smoothing)

지수평활법은 이동평균(Moving Average)과 함께 가장 많이 사용되는 평활법(Smoothing)이다. 평활법이란 시계열 자료에서 단기적 변동성을 제거하고 부드러운(smooth) 추세(경우에 따라서 단수 혹은 복수의 계절성이 포함됨)를 추출하여 미래 자료를 예측하는 방법이다. 다양한 형태의 지수평활법이 존재하나, 본고에서는 연구목적에 부합하는 단순지수평활법(Simple Exponential Smoothing), 이중지수평활법(Double Exponential Smoothing, or Holt method), 삼중지수평활법(Triple Exponential Smoothing, or Holt-

13) 기상청 국가기상수평검퓨터센터 웹사이트(http://www.kma.go.kr/aboutkma/intro/supercom/model/model_concept.jsp) 인용(2018.10.17)

14) 각 RCP 시나리오의 숫자는 복사강제력, 즉 온실가스 등으로 에너지의 평형을 변화시키는 영향력의 정도를 의미하는 양이나 온실가스 누적이 기온에 영향을 미치지까지는 20년 정도의 시차가 존재하므로 2011~2017년 전망치에 한정할 경우 위 시나리오 간 구분은 무의미하다고 볼 수 있다.



논단

기정부문 전력수요 전망을 위한 기후 지표 개선 연구

Winters method)을 사용하기로 한다.

단순지수평활법은 시계열자료가 추세나 계절성을 가지지 않는 경우에 적합한 방법이며 h 기 후의 예측치는 아래와 같이 계산된다.

$$L_t = \alpha y_t + (1-\alpha)L_{t-1}$$

$$\widehat{y}_{t+h|t} = L_t$$

이중지수평활법은 추세를 가지는 시계열 자료에 적합한 방법으로 t 기 후의 예측치는 아래와 같이 계산된다.

$$L_t = \alpha y_t + (1-\alpha)(L_{t-1} + G_{t-1})$$

$$G_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1-\beta)G_{t-1}$$

$$\widehat{y}_{t+h|t} = L_t + G_t h$$

여기서 G_t 는 t 기의 추세(trend or growth component)를 나타내는 부분이고 L_t 는 추세를 제외한 나머지 부분을 말한다.

세 번째는 삼중지수평활법으로 시계열 자료를 추세, 계절성, 그리고 나머지 부분으로 나누고 각각을 가중평균하는 방식으로 아래와 같이 계산된다.

$$L_t = \alpha(y_t - S_{t-m}) + (1-\alpha)(L_{t-1} + G_{t-1})$$

$$G_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1-\beta)G_{t-1}$$

$$S_t = \gamma(y_t - L_{t-1} - G_{t-1}) + (1-\gamma)S_{t-m}$$

$$\widehat{y}_{t+h|t} = L_t + G_t h + S_{t-m+h_m^*}, h_m^* = [(h-1) \bmod m] + 1$$

여기서 S_t 는 t 기의 계절성, m 은 계절성의 주기, 그리고 $A \bmod B$ 는 A 를 B 로 나누었을 때의 나머지를 말한다.

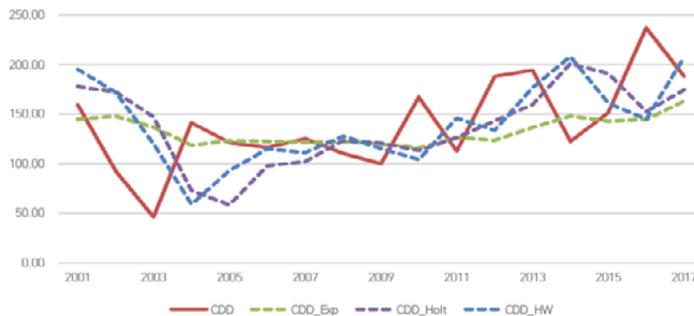
아래의 두 그래프는 지수평활법을 이용하여 각각 냉방도일과 난방도일을 예측한 결과를 보여주고 있다.

아래 [그림7],[그림8]에 따르면 전반적으로 삼중지수평활법(Holt-Winters method)이 가장 우수한 예측력을 보이는 듯 하나 자세한 비교를 위해 다음 절에서 RMSE를 계산하여 비교하기로 한다.

3. 기후지표 전제방법론의 예측력 비교

아래 <표7>은 앞에서 설명한 기후지표 전제 방법론의 예측력 비교를 위해 RMSE를 계산한 것이다. 각 전

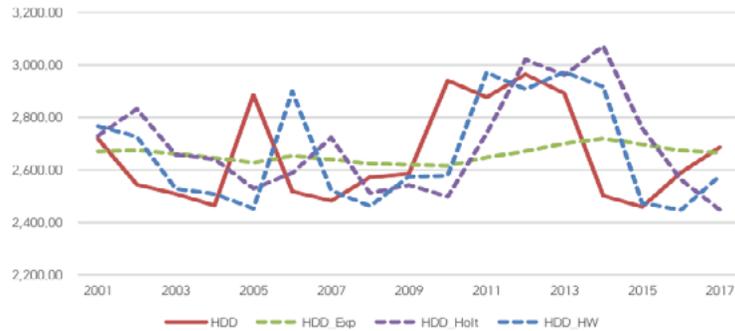
[그림 7] 2001~2017년 냉방도일 추이 및 지수평활법 예측 결과



자료: 「기상청 날씨누리」(2018.10.21., <http://www.weather.go.kr>)



[그림 8] 2001~2017년 난방도일 추이 및 지수평활법2 예측 결과



자료: 「기상청 날씨누리」(2018.10.21., <http://www.weather.go.kr>)

〈표 7〉 기후변수 전제방법론의 RMSE 비교(2011~2017년)

구분		CDD		HDD	
		RMSE	%	RMSE	%
산술 평균	10년	85.7	100	228.6	100
	3년	57.3	66.9	224.3	98.1
	5년	67.7	78.9	249.3	109.1
	전 과거	99.1	115.6	193.0	84.4
CMIP5	RCP2,6	62.8	73.3	272.3	119.1
	RCP4,5	70.3	82.0	349.4	152.8
	RCP6,0	67.4	78.6	282.0	123.3
	RCP8,5	82.1	95.8	296.8	129.8
	평균	44.9	52.4	277.8	121.5
지수평활법1	단순	55.2	64.5	170.0	74.3
	이중(Holt)	48.6	56.8	173.2	75.7
지수평활법2	단순	47.7	55.6	167.8	73.4
	이중(Holt)	43.4	50.6	220.0	96.2
	삼중(Holt-Winters)	38.7	45.2	157.3	68.8

주: 두 번째와 네 번째 열의 %는 비교 기준이 되는 과거 10년 평균 전제방법의 RMSE를 100으로 할 때 나머지 다른 방법들의 상대적 RMSE를 나타냄. %가 100 미만인 경우, 즉 비교 기준 경우보다 예측력이 좋은 경우 진한 글씨로 표기



제방법론으로 향후 1년을 예측하는데, 1980~2017년 자료를 이용하여 표본외예측 방법으로 2011부터 2017년까지 순차적으로 예측하여 RMSE를 계산하였다.

우선 냉방도일에 대한 예측결과를 살펴보면 다음과 같다. 과거 일평균기온의 일정 기간 평균값을 예측치로 사용한 경우는 3년 평균의 예측력이 가장 좋다. 지구시스템모델의 시뮬레이션 자료를 이용한 경우를 보면 네 가지 시나리오 모두 10년 평균을 사용하는 것보다 예측력이 개선되었다. 눈에 띄는 것은 네 시나리오의 평균인데, 각 시나리오의 단기적 변동성을 축소시키기 위해 고려된 평균의 경우 예측오차가 기준 방법의 52.4%에 불과해 예측력이 상당히 큰 폭으로 개선된다는 것을 알 수 있다.

지수평활법은 365개의 일평균기온 시계열 자료에 지수평활법을 적용한 방법(지수평활법1)과 월별 냉·난방도일에 적용한 방법(지수평활법2)으로 나뉘는데, 두 방법 모두 예측력이 상당히 큰 폭으로 개선되었음을 알 수 있다. 지수평활법1의 예측오차는 기준 방법 대비 56.8~64.5%에 불과하고, 지수평활법2의 경우에는 예측오차가 45.2~55.6% 수준으로 감소해 가장 좋은 결과를 보여주고 있다.

난방도일에 대한 예측결과는 아래와 같다. 과거 일정 기간의 평균을 사용한 방법에서는 냉방도일과는 반대로 평균 기간이 가장 긴 전 과거 평균 방법이 예측오차가 가장 낮다. 지구시스템모델의 결과는 네 가지 시나리오와 시나리오 평균 모두 10년 평균 기온을 사용한 방법보다 예측오차가 증가하는 것으로 나타난다. 지수평활법은 냉방도일에서 만큼은 아니지만 예측력이 일관되게 개선되는 결과를 보여주고 있다. 지수평활법2의 이중지수평활법 경우만 제외하면 나머지 모든 지수평활법에서 예측오차는 기준 방법의 70% 전후

수준으로 낮아짐을 볼 수 있고, 특히, 지수평활법2의 삼중지수평활법은 냉방도일에서와 같이 난방도일 예측에서도 가장 신뢰도 높은 결과를 보여주고 있다.

IV. 전력 소비 예측력 비교

본 장에서는 새로운 기후 변수와 전제 방법론을 함께 사용할 경우, 예측력이 얼마나 개선되는지를 평가하고자 한다. 비교대상이 되는 모형은 우선 아래의 기준모형과 비교모형2, 비교모형3의 세 모형이다.

기준: $CH = c + CDD24 + HDD18 + e$

비교2: $CH = c + WD115 + DD + CDD24 + HDDmin18 + WD115DDCDD24 + WD115HDDmin18 + e$

비교3: $CH = c + WD115DDCDD24 + WD115HDDmin18 + e$

전제 방법론으로는 2절에서 기준방법으로 사용된 10년 평균에 의한 방법과 지수평활법1의 이중지수평활법(Holt method)이 사용되었다. 본 절의 분석 대상이 되는 모형과 전제 방법론을 표로 나타내면 다음과 같다. <표8 참고>

본고에서 제안하는 방법론을 통해 가정용 전력 수요 예측력이 얼마나 개선되었는지를 최종적으로 판단하기 위해서는 위 표의 case1과 case3을 비교하면 된다. case2를 함께 비교하는 이유는 case1과 case2의 비교를 통해 전제 방법론 변화로 인한 예측력 개선 정도를 측정할 수 있고, case2와 case3(혹은 case4)의 비교를 통해 기후 변수 선택으로 인한 개선 정도도 측정할 수 있기 때문이다. case4는 비교모형3을 이중지수평활법과 함께 이용한 경우인데, 독립변수의 개수가 비교모형2에 비해 훨씬 적기 때문에 모형의 효율성 측



〈표 8〉 모형 및 전제 방법별 분석 대상

구분		전제 방법	
		10년 평균	이중지수평활법
모형	기준모형, 식(1)	case1	case2
	비교모형2		case3
	비교모형3		case4

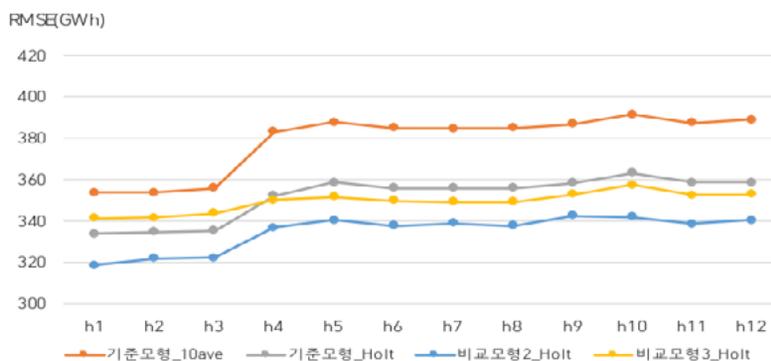
면에서 우수한 모형이라 할 수 있다. case3의 경우 6개의 기후변수가 사용된 반면, 나머지 모든 경우는 2개의 기후변수가 사용되어 모형의 자유도 등의 문제로 case3과 같은 많은 독립변수를 고려하기 힘든 경우 case4는 유용한 선택이 될 수 있다.

아래 [그림 9]는 〈표 8〉의 case1~4를 이용하여 12개월의 가정용 전력 수요를 예측하고, 각각의 예측오차를 고정창(rolling window) 방식으로 계산한 결과이다. 예상대로 일반적인 냉·난방도일을 10년 평균을 이용하여 전제한 case1(주황색)의 예측오차가 가

장 높게 나왔고, 새로운 기후변수 및 상호변수를 모두 포함하고 예측방법론으로는 지수평활법을 이용한 case3(파란색)의 예측오차가 가장 낮게 나왔다.

그래프에서 case2는 case1과 case3의 사이에 위치해 있는데, 둘 사이의 정중앙보다는 약간 아래에 있는 것을 볼 수 있다. 즉, 이 경우에는 전제 방법론 변경으로 인한 예측력 개선(case1-case2)이 새로운 기후변수로 인한 개선(case2-case3)보다는 약간 높게 나타났다. 그러나 어느 효과가 더 큰지에 관한 문제는 경우에 따라 다르게 나타날 수 있어

[그림 9] 기후변수 및 전제 방법별 예측오차: 고정창(rolling window) 방식



자료: 「기상청 날씨누리」(2018.10.21., <http://www.weather.go.kr>)



이를 일반화하기는 어렵다고 판단된다.

기후 변수로는 상호변수만을 포함한 case4(노란색)는 case2와 교차하고 있으므로 case4가 모든 경우에 case2보다 우월하다고 말하기는 힘들다. 그러나 h1~h3을 제외한 나머지 모든 경우에 case4가 case2에 비해 낮은 예측오차를 보이고 있어 단순한 냉·난방도일 대신 상호변수를 이용한 경우, 전반적 예측력이 향상된다고 할 수 있다.

V. 결론 및 시사점

본고에서는 최적 기후 변수와 최적 기후 변수 전제 설정 방법론을 제시하였다. 연구 결과에 따르면 두 가지 방법을 혼합하여 사용할 경우 모형의 예측력이 가장 높아지는 것으로 나타났다. 그러나 자료의 한계로 특정방법이 가용하지 않을 수도 있고,¹⁵⁾ 분석의 용이성에 중점을 두는 경우 두 가지 방법을 혼합하여 사용하는 것이 적절하지 않을 수도 있다. 따라서 에너지 수요 전망을 수행하는 연구자의 관점에서 본 연구 결과를 어떻게 활용할 수 있을지에 대해 정리하며 글을 맺고자한다.

첫 번째, 최적 기후 변수만을 활용하는 경우에도 연구자에 따라 고려할 수 있는 옵션은 여러 가지가 있다. 기존의 냉방도일과 난방도일 두 변수만을 이용하는 경우, 각각 근무일 여부와의 상호 작용 변수를 대체하는 것만으로 모형의 예측력은 상승한다. 불쾌지수를 이용하고 있는 경우에도 모형의 예측력 개선을 위

해서는 불쾌도일이나 불쾌도일에 근무일 여부를 고려한 변수로 대체하는 편이 더 우수하다.

두 번째, 최적 기후 변수 전제 방법론(지수평활법)만을 고려하는 것도 모형의 예측력 개선에 도움이 된다. 특히, 일간 기후 변수 자료가 가용하지 않은 경우, 상호 작용 변수를 사용하는 대신 지수평활법을 활용하는 것만으로도 예측력을 향상시킬 수 있다.

마지막은 최적 변수와 지수평활법을 동시에 적용하는 경우이다. 이 경우는 포함하고자 하는 상호변수의 수에 따라 연구자가 들여야 할 노력이 달라질 수 있는데, 예를 들어 단순히 로 로 대체하는 경우는 지수평활법을 적용하여 도출한 미래의 일간 에 근무일 여부를 적용할 수 있다. 만약 불쾌도일이 추가된 로 대체하고자 할 경우는 지수평활법으로 도출된 와 에 근무일 여부를 적용하면 된다. 이처럼 근무일 여부와의 상호 변수에 포함되는 변수의 수와 모형에 포함될 상호변수 자체의 수에 따라 작업의 용이성은 달라질 수 있다.

참고문헌

<국내 문헌>

강병욱·김철현(2018). 에너지 수요 전망을 위한 기후 지표 개선 연구. 에너지경제연구원.

김철현·강병욱(2017). 국내 에너지 소비 변화의 요인 분해 분석. 에너지경제연구원.

박철웅·박철호(2018). 용도별 특성을 고려한 도시가스 수요함수의 추정. 에너지경제연구 17(2), 1-29.

15) 일간 기상 자료가 확보되지 않은 경우, 상호변수는 사용할 수 없다.



- 신동현(2016). 전력소비 변동성에 대한 기온의 연속 · 누적 효과 분석: 전력시장 안정화 및 온실가스 저감을 위한 시사점. 에너지경제연구원.
- 신동현 · 조하현(2014a). 기온의 연속 · 누적 효과가 일일 최대전력소비에 미치는 영향에 관한 연구. 응용경제 16(3), 37-76.
- 신동현 · 조하현(2014b). 한국 일일 최대전력소비의 기상 변수 민감도와 임계 기온에 관한 실증연구. 경제연구 32(3), 175-212.
- 〈외국 문헌〉
- Bray, M., J. Hooke and D. Carter (1997). Planning for Sea-Level Rise on the South Coast of England: Advising the Decision-Makers, *Transactions of the Institute of British Geographers*, 22(1), 13-30.
- Chang, Y., C. S. Kim, J. I. Miller, J. Y. Park and S. Park (2016). A New Approach to Modeling the Effects of Temperature Fluctuations on Monthly Electricity Demand. *Energy Economics*, 60, 206-216.
- EIA (2017). Short-Term Energy Outlook. Energy Information Administration.
- Held, Isaac M. (1993). Large-Scale Dynamics and Global Warming. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 74(2), 228-242.
- Hulme, M., Z. C. Zhao and T. Jiang (1994). Recent and Future Climate Change in East Asia. *International Journal of Climatoloy*, 14, 637-658.
- IEEJ (2017). Economic and Energy Outlook of Japan through FY2018. Institute of Energy Economics Japan.
- IPCC (1990). *Climate Change - The First Assessment Report*. Cambridge University.
- IPCC (2013). *Climate Change 2013 - The Fifth Assessment Report*. Cambridge University.
- Laternser, M. and M. Schneebeli (2003). Long-term snow climate trends of the Swiss Alps (1931-99). *International Journal of Climatology*, 23, 733-750.
- Lemieux, C. J. and D. J. Scott (2005). Climate change, biodiversity conservation and protected area planning in Canada. *Canadian Geographer*, 49(4), 384-399.
- Livezey, R. E. and T. M. Smith (1999). Covariability of Aspects of North American Climate with Global Sea Surface Temperatures on Interannual and Interdecadal Timescales. *Journal of Climate*, Jan 1999, 289-302.
- Morris, M. (1999). The Impact of Temperature Trends on Short-Term Energy Demand. Energy Information Administration, Sep 1999.
- Reichert, B. K., R. Schnur and L. Bengtsson (2002). Global Ocean Warming Tied to Anthropogenic Forcing. *Geophysical*



논단

가정부문 전력수요 전망을 위한 기후 지표 개선 연구

Research Letters, 29(11), 1-4.

Staple, T. and G. Wall (1996). Climate Change and Recreation in Nahanni National Park Reserve. *Canadian Geographer*, 40(2), 109-120.