

수시
연구 보고서
16-05

전력소비 변동성에 대한 기온의 연속·누적 효과 분석: 전력시장 안정화 및 온실가스 저감을 위한 시사점

KOREA ENERGY ECONOMICS INSTITUTE

●
신 동 현



참여연구진

연구책임자 : 부연구위원 신동현

〈요 약〉

본 연구는 기온의 연속·누적 효과와 전력소비 변동성 간 관계를 분석하여 일일 최대전력소비의 예측력을 향상할 방안을 제시하고자 하였다. 2016년 여름 동안 나타난 이상 고온 현상의 지속은 전력소비량의 급증과 변동성 확대로 이어졌다. 그 결과 단기 전력소비의 예측 불확실성이 증가하여, 전력수급 관리와 계획에 큰 어려움을 가져왔다. 그뿐만 아니라, 현행 전기요금 누진체계 아래에서 국민들의 후생 감소로 전기요금 개편 추진과 같은 사회적 이슈를 발생시켰다.

일일 최대전력소비와 같은 단기 전력소비의 변동성은 기상변수와 밀접한 관련이 있다. 특히, 기상변수 중에서 기온의 영향에 가장 민감하다. 기온이라는 명확한 설명요인이 있음에도 불구하고 일일 최대전력소비 변동성을 예측하기가 쉽지 않은 것은 기온과의 비선형 관계가 존재하기 때문이다. 특히, 기온의 종류, 기온 외 기상변수 고려 여부에 따라 전력소비 변동성과 기온 간 다양한 형태의 비선형 관계가 나타난다.

그뿐만 아니라, 일일 최대전력소비는 기온의 연속·누적 효과에 영향을 받을 수 있다. 기온의 연속·누적 효과는 일정 수준 이상 또는 이하의 기온이 어느 정도의 편차를 가지고 연속적이며 누적적으로 나타나는지를 의미한다. 신동현·조하현(2014a)에서는 기온의 연속·누적 효과를 평균 기온으로 4일간의 이동 기간(moving windows)을 이용하여 정의하고 있다. 그러나 평균 기온이 아닌 최고 또는 최저 기온, 4일이 아닌 그 이상의 기간도 고려할 수 있다. 이처럼 여러 종류 기온의 연

속·누적 효과까지 고려한다면 분석 가능한 일일 최대전력소비에 관한 예측 모형의 수는 매우 증가하게 된다.

일반적으로 고려할 수 있는 모형 중에서 통계량에 근거하여 하나의 모형을 선택하여 일일 최대전력소비의 분석과 예측에 활용할 수 있다. 그러나 하나의 모형을 선택하면 다른 모형에서 얻을 수 있는 정보를 잃게 된다. 특히, 선택되지 않은 모형들이 일일 최대전력소비에 대한 어느 정도의 설명력을 가지고 있다면 모형 선택으로 인한 정보 손실은 무시할 수 없을 것이다. 일일 최대전력소비와 같은 여름과 겨울의 특정 기간의 분석과 예측이 중요한 경우도 이에 해당한다.

본 연구에서는 전력소비와 기상변수 간 존재할 수 있는 다양한 형태의 비선형 관계를 최대한 고려한다. 이때, 모형 선택으로 인한 정보 손실을 최소화하여, 일일 최대전력소비에 대한 예측력을 향상할 방안으로 모형평균방법을 고려하였다.

모형평균방법은 개별 모형들의 가지는 정보의 중요도를 가중치로 하여 모형들의 추정계수와 예측치를 가중 평균하는 방법이다. 모형의 중요도를 의미하는 가중치에 따라 동일 가중치부터 모형의 설명력 또는 적합도를 나타내는 통계량을 이용하는 방법까지 8가지 방법을 본 연구에서 고려하였다.

2014년 1월 1일부터 2016년 8월 25일까지 일별 자료를 이용하여 실증 분석한 결과, 일일 최대전력소비는 평균 기온뿐만 아니라 최고 기온과 최저 기온에도 영향을 받는 것으로 나타났고, 기온의 종류에 따라 임계 기온의 수준과 국면의 수가 달라지는 것을 확인할 수 있었다. 또한, 기온 외 상대습도, 풍속도 일일 최대전력소비는 영향을 주는 것으로 분석되었다. 구체적으로 상대습도는 일정 기온 이상에서, 풍속

은 일정 기온 이하에서 일일 최대전력소비 변화에 효과를 주는 것으로 나타났다.

일정 수준 이상 또는 이하의 기온이 특정 기간 편차 없이 나타나는 정도로 정의한 기온의 연속·누적 효과도 일일 최대전력소비에 영향을 주는 것으로 분석되었다. 단, 기존 연구와 달리 평균 기온뿐만 아니라 최고 기온과 최저 기온으로 정의한 기온의 연속·누적 효과도 일일 최대전력소비를 변화시킨다. 게다가, 4일이라는 특정 기간보다 3일에서 7일까지 기간의 기온 연속·누적 효과도 일일 최대전력소비와 관련이 있는 것을 확인하였다.

2016년 1월 1일부터 2016년 8월 25일까지 기간에 대해서 54개의 단일 모형들과 8가지 모형평균방법 간 표본외 예측을 수행하여 예측력을 비교하였다. 그 결과, 모형평균방법 중 정보기준인 AIC 또는 SIC를 이용한 지수평균을 이용한 모형평균방법이 단일 모형 중에서 가장 예측력이 높은 모형에 비해서 약 5%의 예측력 향상이 나타났다. 이는 일일 최대전력소비를 예측하는데 있어 하나의 모형을 선택하는 것보다 모든 모형의 정보를 차등적으로 활용하는 모형평균방법이 예측력 측면에서 바람직한 것을 의미한다.

본 연구에 의하면 일일 최대전력소비와 같은 단기 전력소비 예측 시 기온의 현재 수준과 함께 기온의 연속·누적 효과를 활용하여야 함을 시사한다. 이를 통해 전력소비 예측력이 향상된다면 전력 도매시장의 계통한계가격 변동성 축소에 긍정적 영향을 가져와 전력시장 안정화에 도움이 될 것이다. 그뿐만 아니라, 전력수요의 과대 예측을 줄임으로써 불필요한 전력 생산과 사용을 감소시켜 온실가스 감축에 이바지할 수 있을 것으로 기대한다. 마지막으로 이상 고온 현상이 앞으로

지속하면 전력소비에 미치는 가격 변동의 효과를 확대할 가능성이 존재하므로 현재 논의되고 있는 누진제 개편 시, 기온의 연속·누적 효과를 사전에 고려할 필요가 있다.

ABSTRACT

This study derives the implication of improving forecast power by analyzing the continuous and cumulative effect of temperature on daily maximum electricity consumption volatility in Korea.

During the recent summer of 2016, continuing irregular high temperature phenomena caused the sudden increase in both level and volatility of electricity consumption. The abrupt increase of electricity consumption volatility led the uncertainty of electricity consumption forecast to increase, so management and plan in electricity demand and supply became complicated. In addition, social welfare reduction amplified by progressive tax of electricity price had made social issue concerning electricity price reform

The volatility of short-run electricity consumption such as daily maximum electricity consumption is closely related to weather factors. Especially, temperature is the most sensitive factor changing electricity consumption volatility. Nevertheless, it is not easy to forecast daily maximum electricity consumption by using temperature because of the nonlinear relationship between electricity consumption and temperature. Besides,

additionally considering the other kinds of temperature and the other weather factors increase the number of nonlinear relationship between electricity consumption and temperature.

Not only present temperature level but also past temperature variation can have an effect on electricity volatility. For example, if temperature persists above or below a certain threshold level without a deviation, electricity temperature can be more higher than the case that temperature dose not persist within a certain level range. Shin and Jo(2014a) identified this past temperature variation as continuous and cumulative temperature effect. Shin and Jo(2014a) empirically found that continuous and cumulative temperature effect can change daily maximum temperature volatility. Therefore, the number of model for electricity consumption forecast increase highly when considering continuous and cumulative temperature effect.

Generally, we use model selection method when there are many kinds of model for forecasting electricity consumption. Although model selection by using statistical criteria is easy and intuitive, useful information loss from discarded models occurs. This disadvantage can be expanded if discarded models have forecast power above a certain level.

As the alternative for model selection, this study proposes model averaging methods, which can improve forecast power of electricity consumption by considering a variety of nonlinear relationship between electricity consumption and weather variables and minimizing useful information loss. In this study, we consider 58 models and 8 model averaging methods.

The empirical analysis results using daily data from 2014.1.1. to 2016.8.26. show that daily maximum electricity volatility is affected by not only daily average temperature but also maximum and minimum temperature. It is also found that the shape of nonlinear relationship between electricity consumption and temperature is respectively different according to the kind of temperature. With temperature, other weather variables such as relative humidity and wind velocity can change daily maximum electricity consumption only when temperature level is above or below a certain level.

Being consistent with Shin and Jo(2014a), we propose empirical analysis results that continuous and cumulative temperature effect leads daily electricity temperature volatility to enlarge. But, we additionally find that there can be a large number of continuous and cumulative temperature effect

changing electricity consumption. That is, by changing the moving windows and the kinds of temperature, we can make additional useful and helpful index for continuous and cumulative temperature effects which were not considered in Shin and Jo(2014a).

Finally, we conduct out of sample forecast in order to compare model averaging with model selection for forecasting daily maximum temperature consumption. Out of sample forecast result shows that model averaging using exponential AIC and SIC weights is the most accurate among all models and methods. Compared with the best way of model selection, model averaging methods using AIC and SIC weights improve almost 5% forecast power. Therefore, it is implied that model averaging methods using weighted information of all considering models are more appropriate than the way of selecting one model.

The implication of this study is that using continuous and cumulative temperature effect and model averaging methods are helpful to produce precise forecast result for the short-run electricity consumption. Through improving forecast power of electricity consumption, it is possible to achieve electricity market stability. For example, reducing electricity forecast

error can lead system marginal price volatility to be stable. In addition, greenhouse gas from production and use of electricity can be abated through exact forecast of daily electricity consumption. Finally, if irregular high temperature persists, price shocks caused by electricity pricing reform can be expanded. That is, the influence of pricing reform can be larger than expectation. Therefore, continuous and cumulative temperature effects on electricity consumption should be considered in order to achieve desirable and successful electricity pricing reform.

제목 차례

제1장 서론	1
제2장 전력소비와 기온 간 비선형 관계	7
1. 임계변수 수준과 국면의 수 결정	7
2. 임계변수 선택	9
제3장 분석자료	11
1. 일일 최대전력소비 변동성	11
2. 기상변수: 기온, 상대습도 및 풍속	15
3. 기온의 연속·누적 효과	17
제4장 모형 및 분석방법	21
1. 다국면 threshold regression	21
2. 모형평균방법	24
제5장 실증 분석결과	29
1. 모형 추정결과	29
가. 일일 최대전력소비와 기온	29
나. 일일 최대전력소비와 상대습도	31
다. 일일 최대전력소비와 풍속	32
라. 일일 최대전력소비와 기온의 연속·누적 효과	34
2. 표본의 예측력 비교	39

제6장 결론 및 시사점	43
참고문헌	49
〈부록〉 모형 추정결과 및 표본외 예측력 비교	53

표 차례

<표 1-1> 최근 3년 동안 여름철 전력소비와 기온의 변동성 추이 ...	2
<표 3-1> 일일 최대전력소비의 요일효과 추정결과	14
<표 5-1> 일일 최대전력소비 모형 추정결과: 기온	30
<표 5-2> 일일 최대전력소비 모형 추정결과: 기온, 상대습도	32
<표 5-3> 일일 최대전력소비 모형 추정결과: 기온, 상대습도, 풍속 ...	33
<표 5-4> 일일 최대전력소비 모형 추정결과: 평균 기온과 평균 기온 연속·누적 효과	35
<표 5-5> 일일 최대전력소비 모형 추정결과: 평균 기온과 최고 기온 연속·누적 효과	37
<표 5-6> 일일 최대전력소비 모형 추정결과: 평균 기온과 최저 기온 연속·누적 효과	38
<표 5-7> 단일모형과 모형평균방법 간 표본외 예측력 비교	42
<부표 1> 일일 최대전력소비 모형 추정결과: 최고 기온과 평균 기온 연속·누적 효과	53
<부표 2> 일일 최대전력소비 모형 추정결과: 최고 기온과 최고 기온 연속·누적 효과	54
<부표 3> 일일 최대전력소비 모형 추정결과: 최고 기온과 최저 기온 연속·누적 효과	55
<부표 4> 일일 최대전력소비 모형 추정결과: 최저 기온과 평균 기온 연속·누적 효과	56

<부표 5> 일일 최대전력소비 모형 추정결과: 최저 기온과 최고 기온 연속·누적 효과	57
<부표 6> 일일 최대전력소비 모형 추정결과: 최저 기온과 최저 기온 연속·누적 효과	58
<부표 7> 분석 모형의 표본의 예측결과 및 모형 적합도 요약	59
<부표 8> 모형평균방법의 가중치	61

그림 차례

[그림 2-1] 한국의 일일 최대전력소비 변화와 기온 간 비선형 관계	8
[그림 3-1] 일일 최대전력소비의 변동성	15
[그림 3-2] 기온, 상대습도 및 풍속의 변화	17
[그림 3-3] 기온의 연속·누적 효과 변화	19

제1장 서론

2016년 7~8월 동안 지속한 이상 고온 현상은 단기 전력소비량의 변동성 급증으로 이어져 전력소비 예측의 불확실성을 매우 증가시켰다. 동시에 전력소비 예측 불확실성의 증가는 전력수급 계획의 어려움을 가중시켰다. 구체적으로 일일 최대전력소비는 8월 12일에 85,183MW 까지 발생하여 제7차 전력수급기본계획의 2016년 하계 목표 수요인 84,612MW를 초과하였다.

그 결과 2016년 4월에 31%까지 올라갔던 공급 예비율이 같은 해인 8월에는 9%까지 떨어지는 현상도 나타났다(전력통계시스템, <http://epsis.kpx.or.kr/epsis/>). 전력소비의 예측 불확실성 확대와 이에 따른 공급 예비율 하락은 계통한계가격(system marginal price)의 변동성 확대로 이어져 발전시장에 혼란을 가져올 수 있다(신동현·김재혁, 2015)

전력소비의 수준뿐만 아니라 단기 전력소비의 변동성도 전년 대비 매우 증가하고 있다. 이는 이상 고온 현상과 함께 일정 수준 이상 기온의 지속성이 증가하였기 때문으로 판단된다.

<표 1-1>은 2014년~2016년까지 최근 3년간 7~9월까지 전력소비와 기온의 평균과 분산을 나타낸 것이다. 여기서 분산은 비조건부 분산(unconditional variance)으로 전력소비와 기온의 변동성을 살펴보기 위해서 계산하였다. <표 1-1>에서 2016년 여름에 기온의 변동성이 과거 2년에 비해 매우 증가하였으며 아울러 전력소비의 변동성도 확대되었음을 확인할 수 있다. 평균 전력소비는 2015년에 전년대비 1.1%

증가하였는데, 2016년에는 10.7% 증가하였다.

전력소비의 분산은 2015년 8.3%, 2016년 50.2% 각각 전년대비 증가한 것을 확인할 수 있다. 마찬가지로 기온의 평균과 변동성도 2016년에 매우 증가한 것을 확인할 수 있다.

〈표 1-1〉 최근 3년 동안 여름철 전력소비와 기온의 변동성 추이

연도	전력 소비		평균 기온		최고 기온		최저 기온	
	평균 (10MW)	분산	평균 (℃)	분산	평균 (℃)	분산	평균 (℃)	분산
2014	7,605	319,498	25.7	3.4	29.8	7.6	22.5	3.3
2015	7,692 (1.1%)	345,978 (8.3%)	26.1 (1.5%)	3.4 (-2.7%)	30.4 (2.1%)	5.7 (-24.9%)	22.7 (0.8%)	4.9 (48.8%)
2016	8,518 (10.7%)	519,679 (50.2%)	27.7 (6.5%)	6.6 (97.6%)	31.8 (4.7%)	11.3 (96.6%)	24.5 (8.0%)	5.6 (14.0%)

주: 전력통계정보시스템(EPSS)의 자료를 재계산, ()은 전년대비 증가율을 의미한다.

전력소비 예측 시, 기온의 현재 수준뿐만 아니라 과거부터 현시점까지의 변동성을 반영한다면 예측 정확성을 향상할 수 있을 것으로 기대할 수 있다. 왜냐하면, 일정 수준의 기온이 지속한다면 개인 또는 가구가 기온에 적응할 가능성과 반대로 기온이 미치는 영향이 확대될 가능성이 존재하기 때문이다. 이처럼 기온에 대한 적응 또는 기온효과의 확대가 전력소비를 변화시킨다면, 일정 수준 이상 또는 이하의 기온이 지속하는 정도를 지표로 만들어 전력소비 예측 시 활용할 수 있을 것이다.

일정 수준의 기온에 대한 적응 또는 효과 확대를 분석하기에 앞서, 이러한 기온의 효과를 적절하게 정의하고 지표화할 필요가 있다. 일정 기온이 변동성 없이 지속한다는 것은 기온의 수준과 기온의 변동성의 개념이 모두 포함된 것으로 볼 수 있다. 이러한 과거 기온의 변동성과 기온의 수준 정도를 결합하여 지표화하고 전력소비 분석 시 고려한

연구는 신동현·조하현(2014a)이 유일하다.

신동현·조하현(2014a)은 일정 수준 이상 또는 이하의 기온이 지속하는 정도를 기온의 연속·누적 효과로 정의하고, 기온의 과거 이동평균(moving average)과 과거 이동표준편차(moving standard deviation)의 비율(ratio)로 지표화하였다. 실증 분석결과에 의하면 기온의 연속·누적 효과를 고려하면 기온의 연속·누적 효과를 고려하지 않을 때보다 일일 최대 전력소비의 예측 정확도가 향상되는 것으로 나타났다.

본 연구도 신동현·조하현(2014a)에서 정의한 기온의 연속·누적 효과를 이용하여 일일 최대전력소비의 변동성을 분석하고 예측한다는 점에서는 공통점을 가진다. 반면, 본 연구는 다음과 같은 점에서 이전 연구와 차별성을 가진다. 첫째, 신동현·조하현(2014a)에서 기온의 연속·누적 효과를 지표로 만들 때 평균 기온만을 고려하였으나, 본 연구에서는 최고 및 최저 기온까지 활용한다.

평균 기온이 일일 기온의 대표성을 가진다고 볼 수 있으나, 분석 대상이 최대 전력소비라면 최고 기온 또는 최저 기온의 정보도 무시할 수 없을 것이다. 특히, 여름 동안의 일일 최대전력소비는 최고 기온과 밀접하게 관련이 있을 것이다. 마찬가지로 겨울 동안의 일일 최대전력소비는 평균 기온뿐만 아니라 최저 기온과 밀접한 관련이 있다고 볼 수 있다. 그렇다면, 평균 기온과 함께 최고 및 최저 기온 중 어떤 종류 기온을 선택할 것인지 결정해야 한다. 하나의 방법은 일일 최대전력소비에 대해서 평균적으로 설명력 또는 예측력이 높은 하나의 기온을 선택할 수 있다.

기온 선택의 다른 방법으로 특정 기간에 따라 적합한 기온을 달리 적용하는 방법도 생각할 수 있다. 이상의 두 가지 방법은 기온 선택 문제를 해결하는 합리적인 방법으로 보인다. 그러나 전자의 방법은 평

균적으로는 설명력과 예측력이 높은 기온을 선택할 수 있을지 모르나 최대 전력소비의 예측이 중요한 여름과 겨울에는 설명력과 예측력이 떨어질 수 있다. 후자의 방법도 다른 기온을 적용하는 기간의 선택이라는 쉽지 않은 문제를 사전에 해결해야 한다. 특히, 최근 들어 4계절의 구분이 모호해지고 있는 한국의 상황에서 매년 계절을 구분하는 시기를 달리 예측해야 한다는 것은 전력소비 예측만큼 어려울 것이다. 따라서 본 연구에서는 주어진 자료에 근거하여 평균, 최고 및 최저 기온 모두의 정보를 활용할 수 있는 방법을 고려하였다.

둘째, 신동현·조하현(2014a)에서는 기온의 연속·누적 효과 정의 시 이동 평균과 표준편차 기간을 4일로 한정하고 있으나 본 연구에서는 4일 뿐만 아니라 3~7일까지 고려한다. 기온의 연속·누적 효과를 정의할 때, 과거 기간의 선택 문제 또한 매우 중요하다. 신동현·조하현(2014a)에서는 4일과 7일의 이동 평균 및 표준편차 기간에 따라 예측력이 다를 수 있다고 언급하고 있으나, 4일과 7일 중 어떤 기간을 사용해야 하는지에 대한 자세한 논의를 진행하고 있지 않다.

기온 선택의 문제처럼 특정 기간을 선택하는 것도 하나의 대안이 될 수 있으나, 본 연구에서는 기간을 달리하는 기온의 연속·누적 효과들을 모두 고려하고 서로 다른 기간의 기온 연속·누적 효과들의 정보를 적절하게 활용하고자 하였다. 즉, 평균 외 최고 및 최저 기온을 모두 활용하는 것과 함께, 여러 시간의 기온 연속·누적 효과를 동시에 고려하였다. 이는 하나의 설명변수를 선택하는 것보다 다양한 설명변수의 정보를 중요도에 따라 차등 활용하는 것이 일일 최대전력소비의 분석과 예측 정확도 향상이라는 측면에서 바람직할 것으로 판단하였기 때문이다.

셋째, 방법론에 있어 모형평균방법을 활용하여 임계변수와 설명변

수 선택의 자의성을 배제하고, 언급한 기온 및 이동 기간 선택의 문제를 해결하여 분석결과와 정확성과 일일 최대전력소비의 예측력을 높이고자 하였다. 즉, 설명변수에 따라 설정 가능한 모형들을 분석하고, 각 모형의 중요도에 따라 가중치를 계산하고, 각 모형의 결과들을 가중평균하여 분석과 예측을 진행하였다.

특히, 일일 최대전력소비와 같은 단기 전력소비는 기상변수들과 비선형 관계(nonlinear relationship)가 존재하는데, 비선형 관계를 결정하는 임계변수와 임계변수의 크기가 모형에 따라 달라질 수 있다. 이는 하나의 모형을 선택하는 것과 별개의 다른 추가적인 문제가 발생하는 것이다. 예를 들어, 일일 최대전력소비의 설명변수로 기온, 상대습도, 기온의 연속·누적 효과를 고려할 때, 임계변수를 세 가지 기상변수 중 어떤 변수로 선택할 것인지 결정해야 한다.

임계변수가 선택되면 임계변수의 크기와 개수 등도 결정해야 하는데, 임계변수의 종류에 따라 분석결과가 다를 것이다. 일반적인 모형 선택의 방법에서는 이러한 복잡한 문제를 해결해야 하며, 모형을 선택하는 과정에서 선택되지 못한 모형의 유용한 정보가 활용되지 못할 것이다. 그러므로 고려 가능한 모형들을 모두 분석하여, 해당 모형들의 정보를 골고루 활용할 수 있는 모형평균방법은 일일 최대전력소비와 기상변수 간 비선형 관계 결정, 기상변수와 임계변수의 선택 등과 같은 복잡한 문제를 해결하는 좋은 방법이 될 수 있다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. 제2장에서는 전력소비와 기상변수 간 비선형 관계를 논의한다. 제3장에서는 분석자료를 살펴보고, 제4장에서는 분석 모형과 방법을 설명한다. 제5장에서는 실증 분석결과를 논의하고 마지막으로 결론 및 시사점을 정리한다.

제2장 전력소비와 기온 간 비선형 관계

1. 임계변수 수준과 국면의 수 결정

전력소비와 기온 사이에 존재하는 비선형 관계를 나타내는 대표적인 개념이 냉방도일(cooling degree of days)과 난방도일(heating degree of days)이다.¹⁾ 그러나 비선형 관계를 결정할 때 가장 중요한 기준변수의 수준을 외생적으로 간주하는 것은 분석결과의 신뢰성을 저해하는 결과를 초래할 수 있다. 왜냐하면, 냉·난방도일을 산정할 때 전력소비와 기온 간 관계가 달라지는 기온이 분석대상 또는 시기에 따라 다를 수 있기 때문이다.

신동현·조하현(2014a, 2014b)은 한국의 자료를 분석한 결과, 일일 최대전력소비에 대한 임계 기온은 8.8℃, 16℃, 18.1℃ 등으로 추정하였다. 외국 연구 중에서도 Moral-Carcedo and Vicéns-Ostero(2005)은 스페인의 일일 전력소비에 대한 임계 기온은 15.4℃, Bessec and Fouquau(2008)은 유럽 국가들의 전력소비에 대한 임계 기온은 16.1℃라는 실증결과를 제시하였다.

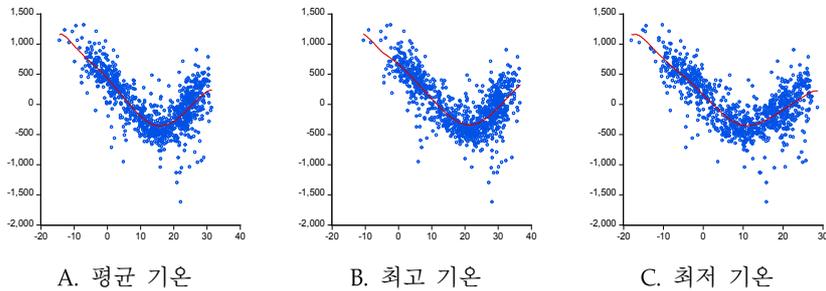
또한, 전력소비와 기온 간 서로 다른 관계가 2개 이상이 존재할 수가 있다. 다시 말해, 두 변수 간 관계가 달라지는 임계 기온이 1개가 아니라 그 이상일 가능성이 있다. 신동현·조하현(2014a, b)은 한국의 일일 최대전력소비와 기온 간 서로 다른 관계를 나타내는 국면의 수

1) 냉방도일과 난방도일은 임계 기온을 근거로 임계 기온보다 낮으면 기온에서 임계 기온을 차감하고, 임계 기온보다 높으면 임계 기온에서 기온을 차감하여 정의한다. 임계 기온은 일반적으로 18℃, 23℃ 등이 사용된다.

가 3개 이상이라는 실증결과를 제시하고 있다.

[그림 2-1]은 한국의 일일 최대전력소비와 기온 간 비선형 관계를 나타낸 것이다. 기온의 종류와 관계없이 최대전력소비와 기온 간 관계가 달라지는 임계 기온이 존재할 수 있음을 쉽게 확인할 수 있다. 아울러, 임계 기온의 수준이 기온의 종류마다 다르다는 점도 확인할 수 있고 냉·난방도일에서 가정하는 것처럼 국면의 수가 2개라고 단정할 수 없음을 알 수 있다.

[그림 2-1] 한국의 일일 최대전력소비 변화와 기온 간 비선형 관계



주: x 축은 기온, y 축은 추세와 요일효과를 제거한 일일 최대 전력소비이며, 표본 기간은 2014.1.1. ~ 2016.8.25.이다. 붉은 실선은 커널 회귀식(kernel regression)에 의해 기온과 전력소비 간 관계를 표시한 것이다.

게다가, 시간에 따라 임계 기온이 달라질 가능성도 배제할 수 있다. 예를 들어, 냉·난방기 보급, 거주형태와 가구 구성원 수 변화 등에 따라 임계 기온이 바뀔 수 있을 것이다. 이러한 점들을 고려하여 분석결과의 객관성을 확보하기 위해서 본 연구는 주어진 자료를 이용하여 임계 기온 존재 여부, 수준, 국면의 수 등을 통계적 기준에 따라 내생적으로 결정하게 될 것이다.

2. 임계변수 선택

본 연구와 같이 평균 기온이 아니라 최고 기온과 최저 기온을 같이 사용하여 일일 최대전력소비 변화를 분석하는 경우, 임계 기온을 단일 값으로 결정하는 것은 바람직하지 않다. [그림 2-1]에서 평균 기온의 경우 약 15℃, 최고 기온은 약 20℃, 최저 기온은 약 10℃에서 두 변수 간 관계가 달라져 기온의 종류에 따라 임계 기온이 다르다는 것을 명확하게 확인할 수 있다.

또한, 기온 이외에 상대습도, 풍속, 기온의 연속·누적 효과 등을 모형에 포함하는 경우에 어떠한 임계변수를 선택할 것인지 결정해야 한다. 이 경우, 기온이 임계변수로 선택된다고 할지라도 임계 기온의 크기도 기온만을 고려할 때와 달라질 것이다. 이상적으로는 모형에 포함된 모든 변수의 수준 조합을 임계수준으로 결정하는 것이 바람직하나, 임계변수의 개수에 따라 분석절차가 매우 복잡해진다.

더욱이, 국면의 수를 2개 이상으로 확장하는 경우 분석결과를 도출하기 위해서는 많은 자료의 수와 시간이 필요하여 효율성이 크게 떨어진다. 그러므로 본 연구에서는 분석의 정확성과 효율성을 확보하기 위해서 모형에 포함된 변수들을 모두 잠재적 임계변수로 간주하여 통계적 기준에 따라 임계변수를 선택하였다.

구체적으로 회귀모형에서 잔차(residual)의 제곱합(sum of residual square)이 가장 작은 모형에서 이용된 임계변수를 최종적으로 임계변수로 결정하였다. 물론, 모형에 따라 선택된 임계변수의 종류와 그 수준이 달라질 수 있기 때문에 모형평균방법을 이용하여 서로 다른 임계변수가 존재하는 것을 허용하면서, 각 모형의 정보를 모두 활용할 수 있도록 하였다.

제3장 분석자료

1. 일일 최대전력소비 변동성

일일 최대전력소비와 같은 단기 전력소비는 추세(trend), 요일효과(working day effect), 기상 요인에 의한 변동성으로 분해할 수 있다.²⁾ 그러므로 본 연구의 주요 분석 대상으로 추정 모형의 종속변수인 일일 최대전력소비의 변동성을 얻기 위해서 일일 최대전력소비로부터 추세와 요일효과를 제거할 필요가 있다. 만약 추세와 요일효과를 제거하지 않으면 설명변수들과 종속변수 간 비선형 관계 여부가 혼재되어 분석모형이 복잡해지고, 적용 가능한 방법이 제한된다.

그 결과, 본 연구에서 중점적으로 고찰하고자 하는 기온의 연속·누적 효과와 전력소비 변동성 관계에 대한 정확한 분석이 어려워진다. 더욱이, 전력소비에 있어 추세와 요일효과는 일정한 형태를 보여 설명 또는 예측이 비교적 간단한 선형모형으로 가능하다. 그러므로 추세와 요일효과를 일일 최대전력소비에서 제거하는 것이 분석결과의 정확성과 객관성을 향상할 수 있다.

추세와 요일효과는 일일 최대전력소비를 분석 기간의 평균 최대전력소비로 나누어 추세와 요일효과를 동시에 제거하는 방법이 있다(Valor et al., 2001; Pardo et al., 2002; Moral-Carcedo and Vicéns-Ostero, 2005).

2) 요일효과는 평일과 같이 생산활동이 일어나는 시기에는 산업 또는 상업 부문의 전력소비가 증가하고, 주말과 같이 생산활동이 감소하고 가정 내 활동이 늘어나는 기간에는 가정 부문의 전력소비가 증가하는 등의 일정한 전력소비 패턴을 의미한다.

기상요인에 의한 일일 최대전력소비 변동성을 구하는 다른 방법으로 시간 추세 등의 추세를 제거하고, 요일 및 공휴일 등 특정 요일을 나타내는 요일 가변수(dummy variable)를 추세 제거된 일일 최대전력 소비에 대해 회귀분석하고 남은 잔차를 기상 요인에 의한 일일 최대 전력소비의 변동성으로 간주할 수 있다(Li and Sailor, 1995; Sailor and Muñoz, 1997; Sailor, 2001; Bessec and Fouquau, 2008)

본 연구에서는 후자의 방법으로 추세 제거 후, 요일 가변수를 이용한 회귀분석으로 요일효과를 제거하는 방식으로 기상 요인에 의한 일일 최대전력소비의 변동성을 계산하였다. 추세 제거는 일일 최대전력 소비의 추세를 확률적 추세(stochastic trend)로 보고 Hodrick and Prescott(1997)의 방법을 적용하였다. 다음으로 요일효과는 토요일, 일요일, 토·일요일이 아닌 공휴일, 공휴일 전날, 공휴일 다음 날을 고려하였다. 또한, 휴가철에 해당하는 7월과 8월을 요일효과 제거 시 회귀 모형에 반영하였다. 구체적으로 요일효과를 제거하기 위한 회귀모형은 아래 식(1)과 같이 표현할 수 있다.

$$ME_t^{hpc} = \alpha + \beta_1 D_t^{sat} + \beta_2 D_t^{sun} + \beta_3 H_t + \beta_4 H_t^b + \beta_5 H_t^a + \beta_6 M_t^7 + \beta_7 M_t^8 + \epsilon_t \quad (1)$$

여기서, ME_t^{hpc} 는 Hodrick and Prescott(1997)의 방법으로 확률적 추세가 제거된 일일 최대전력소비의 순환요인이다. α 는 상수항, D_t^{sat} 는 토요일, D_t^{sun} 는 일요일, H_t 는 토·일요일이 아닌 공휴일, H_t^b 는 공휴일 전날, H_t^a 는 공휴일 다음 날, M_t^7 은 7월, M_t^8 은 8월을 나타내는

가변수이다. 식(1)의 회귀계수를 추정하고, 추정된 회귀계수를 이용하여 잔차 \hat{u}_t 를 추세와 요일효과가 제거된 기상요인에 의한 일일 최대 전력소비의 변동성으로 정의한다. 즉, 기상요인에 의한 일일 최대 전력 소비 변화 \hat{u}_t 는 식(2)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\hat{u}_t = ME_t^{hpc} - \hat{\alpha} + \hat{\beta}_1 D_t^{sat} + \hat{\beta}_2 D_t^{sun} + \hat{\beta}_3 H_t + \hat{\beta}_4 H_t^b + \hat{\beta}_5 H_t^a + \hat{\beta}_6 M_t^7 + \hat{\beta}_7 M_t^8 \quad (2)$$

여기서, $\hat{\cdot}$ 는 식(1)의 모수에 대한 OLS(Ordinary Least Squares) 추정량이다.

<표 3-1>은 식(1)의 추정결과이며, [그림 3-1]은 기상요인에 의한 최대 전력소비의 변동성을 나타낸 것이다.³⁾ 표본기간은 2014년 1월 1일부터 2016년 8월 25일까지이며, 표본 수는 968개이다.

<표 3-1>과 [그림 3-1]에서 알 수 있듯이, 토요일, 일요일, 공휴일, 공휴일 전·후는 일일 최대 전력소비가 감소한다. 이는 해당일에 생산 활동 감소에 따른 최대 전력 소비 하락이 가정 및 여가 활동으로 인한 최대 전력 소비 증가를 상쇄할 정도로 크기 때문이다.⁴⁾ 특히, 토요일과 공휴일 전·후에 일일 최대 전력 소비가 감소하는 것은 주5일제 근무의 확산과 공휴일과 연계하여 휴일을 즐기는 경향 확대 때문으로 보인다.

-
- 3) 추세와 요일효과가 제거된 일일 최대 전력 소비 변동성은 양(증가)과 음(감소)의 모습을 보이고 그 크기도 추세와 요일효과가 포함된 일일 최대 전력 소비에 비해 작은 관계로 평균, 분산 등의 기초통계량을 제시하지 않고 있다.
 - 4) 한국의 전체 전력 소비 중에서 가정용 전력 소비 비중이 20%에 미치지 않는다는 점을 고려하여 볼 때, 전체 전력 소비에 있어 공휴일의 요일효과가 음이라는 점은 타당하다고 판단된다.

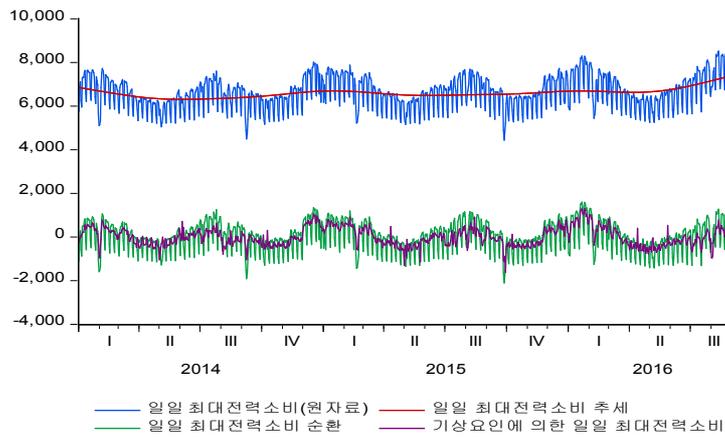
반면, 7월과 8월에 일일 최대전력소비가 상승하는데 생산 활동의 감소에 따른 최대전력소비 하락이 휴가 동안 가정, 상업 부문에서 늘어나는 최대전력소비 증가보다 작기 때문이다.

〈표 3-1〉 일일 최대전력소비의 요일효과 추정결과

변수	추정값
D_t^{sat}	-870.21 ^a (-21.98)
D_t^{sun}	-1,259.49 ^a (-31.78)
H_t	-1,157.33 ^a (-15.34)
H_t^b	-181.57 ^a (-2.07)
H_t^a	-164.76 ^b (-1.88)
M_t^7	350.42 ^a (7.55)
M_t^8	382.65 ^a (8.04)
상수항	283.60 ^a (15.52)
표본 수	968
$Adj.R^2$	0.61

주: 'a'는 1%, 'b'는 5% 유의수준을 의미하며, ()의 값은 t값을 의미한다.

[그림 3-1] 일일 최대전력소비의 변동성



주: 표본기간은 2014년 1월 1일부터 2016년 8월 25일까지이며, 전력통계시스템 (EPSIS) 자료를 이용하였다.

2. 기상변수: 기온, 상대습도 및 풍속

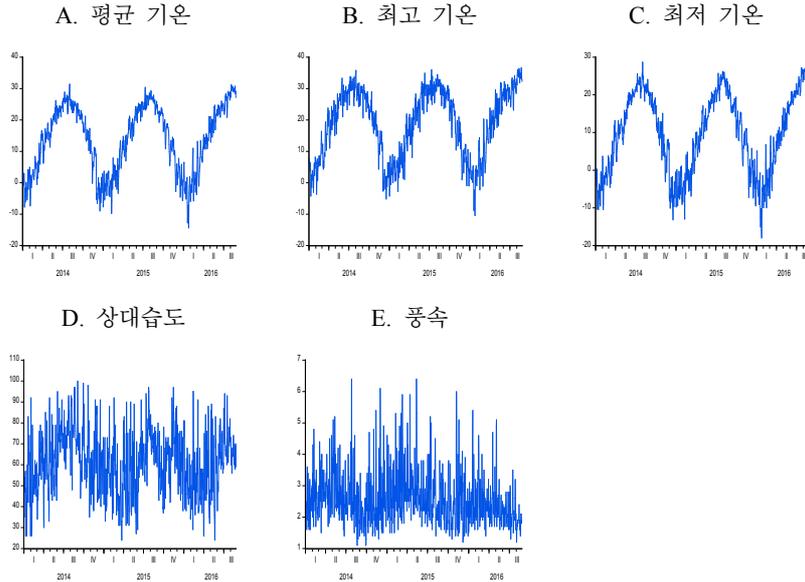
기상 관련 변수는 기온, 상대습도, 풍속을 고려하였다. 기온은 일일 평균 기온, 최고 기온, 최저 기온으로 구분하여 일일 최대전력소비의 변동성에 영향을 주는지 분석하였다. 일일 평균 기온 이외에 최고 기온과 최저 기온을 함께 고려한 것은 최고 기온과 최저 기온이 여름과 겨울에 일일 최대전력소비 변동성에 평균 기온보다 더 큰 영향을 줄 수 있기 때문이다. 비록 평균 기온이 같더라도 최고 및 최저 기온에서 차이가 나면 일일 최대전력소비가 달라질 가능성이 존재한다. 따라서 기온 변수로서 평균 기온과 함께 최고 및 최저 기온을 고려하였다.

상대습도와 풍속은 기온과 함께 전력소비에 영향을 줄 수 있다. 불

쾌지수와 체감온도라는 지표가 이용되는 것처럼 상대습도와 풍속은 일정 수준 이상 또는 이하에서 기온만으로 설명하지 못하거나 기온의 효과를 증가시켜 최대전력소비의 변화에 영향을 주는 기상변수이다. 더욱이, 상대습도와 풍속은 비가 오거나 강풍이 발생하는 경우와 같은 특수한 상황의 기상정보를 포함하므로 전력소비와 밀접한 관련이 있을 것으로 판단된다. 이를 고려하여, 기온과 함께 분석 시 상대습도와 풍속을 일일 최대전력소비의 변화 요인으로 고려하였다.

[그림 3-2]는 2014년 1월 1일부터 2016년 8월 25일까지 평균, 최고 및 최저 기온, 상대습도, 풍속의 일일 변화를 나타낸 것이다. 기온의 경우, 절대적 수준에 다소 차이가 있으나 기온의 종류와 관계없이 계절에 따라 일정한 움직임을 보이면서 유사한 변화를 보이고 있다. 상대습도와 풍속은 기온과 달리 주기적 변화는 나타나지 않고 있다. 앞서 언급하였듯이, 상대습도와 풍속은 기온이 주어진 상황에서 전력소비에 영향을 줄 가능성이 높고, 기온으로 나타낼 수 없는 기상상황을 반영하고 있으므로 일일 최대전력소비와 밀접한 관련이 있을 것이다.

[그림 3-2] 기온, 상대습도 및 풍속의 변화



주: 표본기간은 2014년 1월 1일부터 2016년 8월 25일까지이며, 전력통계시스템 (EPSIS) 자료를 이용하였다.

3. 기온의 연속·누적 효과

기온의 연속·누적 효과는 신동현·조하현(2014a)에서 정의한 것처럼 기온의 이동평균과 이동표준편차를 이용하여 정의하였다.⁵⁾ 즉, 기온의 연속·누적 효과를 나타내는 지표 TCE_t 는 식(3)과 같이 정의할 수 있다.

5) 이동표준편차 대신에 해당 기간의 기온 범위를 이용하여 기온의 연속·누적 효과를 정의하였으나, 이동표준편차를 이용하는 것과 큰 차이를 보내지 않았다. 분석결과의 일관된 비교를 위해서 신동현·조하현(2014a)와 같이 이동표준편차를 고려하였다.

$$TCE_{t,i,j} = T_{t,i,j}^{ma} / T_{t,i,j}^{ms}, \quad i = 3, 4, \dots, 7, \quad j = \text{mean, max, min.} \quad (3)$$

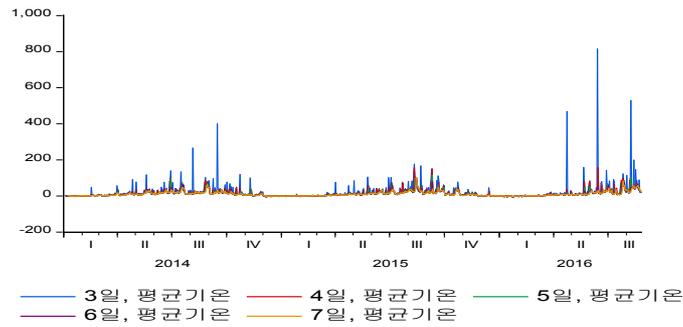
여기서, $T_{t,i,j}^{ma}$ 는 j 기온의 i 기간 이동평균을, $T_{t,i,j}^{ms}$ 는 j 기온의 i 기간 이동 표준편차를 의미한다. j 는 평균, 최고 및 최저 기온을 나타낸다. 신동현·조하현(2014a)는 4일 이동평균과 이동표준편차를 기온의 연속·누적 효과를 계산하였는데, 본 연구에서는 3~7일까지의 기간을 고려하였다. 또한, 평균 기온만을 이용한 신동현·조하현(2014a)과는 다르게 최고 및 최저 기온을 이용하여 기온의 연속·누적 효과를 고려하였다. 즉, 기온의 연속·누적 효과는 기온의 종류와 이동 평균·표준편차 기간에 따라 모두 15개를 정의하였다.

[그림 3-3]은 2014년 1월 1일부터 2016년 8월 25일까지 평균, 최고 및 최저 기온에 따른 3~7일 기온의 연속·누적 효과를 나타낸 것이다. 표준편차를 고려하지 않은 일반적인 기온과 다르게 기온의 연속·누적 효과는 기온의 종류에 따라 다른 모습을 보인다.

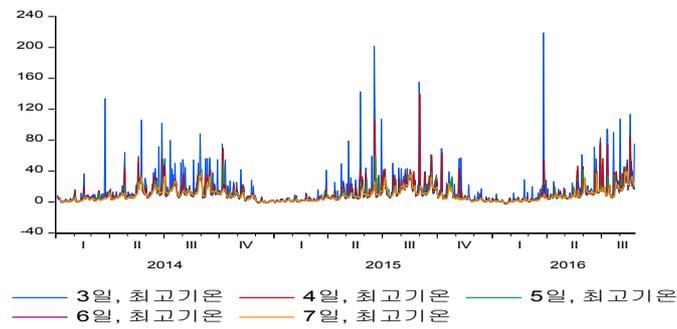
절대 크기로 봤을 때, 최고 기온과 최저 기온의 연속·누적 효과는 평균 기온에 비해 작는데, 최고 및 최저 기온의 일별 차이가 평균 기온보다 높다는 것을 유추할 수 있다. 즉, 일일 평균 기온이 일정 기간 비슷한 수준을 유지하더라도 최고 및 최저 기온은 상대적으로 편차가 클 수 있다는 것을 의미한다. 그러므로 여름 또는 겨울과 같이 기온이 크게 상승 또는 하락하는 시기에는 평균 기온보다 최고 또는 최저 기온을 이용한 기온의 연속·누적 효과가 일일 최대전력소비의 변동성에 더 큰 영향을 줄 가능성이 존재한다.

[그림 3-3] 기온의 연속·누적 효과 변화

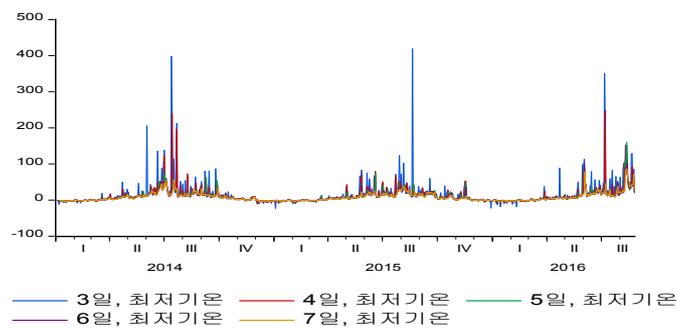
A. 평균 기온 연속·누적 효과



B. 최고 기온 연속·누적 효과



C. 최저 기온 연속·누적 효과



제4장 모형 및 분석방법

1. 다국면 threshold regression

임계 기온을 중심으로 전력소비와 기온 간 관계가 달라지는 비선형 관계를 분석모형에 반영하기 위해서는 크게 두 가지 방법을 고려할 수 있다. 가장 보편적으로 사용하는 방법이 냉·난방도일과 같이 기온을 임계 기온을 기준으로 비선형 변환시키는 것이다. 두 번째 방법은 기온을 국면에 따라 전력소비와 기온 간 관계가 다를 수 있음을 허용하는 비선형 모형을 적용하는 것이다. 전자는 분석과정이 간단하고 직관적인 방법으로 널리 이용되나, 후자와 비교하면 전력소비를 설명하거나 예측 시 정확성이 상대적으로 낮을 수 있다(신동현·조하현, 2014b).

더욱이, 기온 수준에 따라 영향을 줄 수 있는 상대습도와 풍속을 고려하고, 전력소비와 비선형 관계가 존재할 가능성이 높은 기온의 연속·누적 효과까지 반영할 경우에 냉·난방도일과 같은 외생적 변수 변환은 많은 정보 손실을 일으켜 분석결과의 정확성이 더욱더 떨어질 것으로 예상된다.

따라서 본 연구에서는 사전적이고 외생적인 기상변수의 변수 변환보다 전력소비와 기온 간 비선형 관계를 직접 모형에 고려하고자 임계변수의 크기에 따라 변수 간 관계가 달라짐을 허용하는 threshold regression을 이용하였다.

분석에 사용된 모형은 전체 54개로 설명변수의 종류에 따라 4개의 그룹으로 분류할 수 있다. 구체적으로 일일 최대전력소비 변동성에 대

해서 기온만을 포함하는 3개의 threshold regression, 기온과 상대습도를 포함하는 3개의 threshold regression, 기온, 상대습도와 풍속을 포함하는 3개의 threshold regression, 기온, 상대습도, 풍속과 기온의 연속·누적 효과를 포함하는 45개의 threshold regression을 설정하고 분석을 진행하였다. 구체적으로 2개의 서로 다른 국면이 존재하는 경우, 4개 그룹의 회귀모형은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\hat{u}_t = (\beta_{0,j} + \beta_{1,j}T_{j,t})I[R_{1,j,t} \leq \gamma_{1,j}] + (\beta'_{0,j} + \beta'_{1,j}T_{j,t})I[R_{1,j,t} > \gamma_{1,j}] + \varepsilon_{1,j,t} \quad (4)$$

$$\hat{u}_t = (\beta_{0,j} + \beta_{1,j}T_{j,t} + \beta_{2,j}H_t)I[R_{2,j,t} \leq \gamma_{2,j}] + (\beta'_{0,j} + \beta'_{1,j}T_{j,t} + \beta'_{2,j}H_t)I[R_{2,j,t} > \gamma_{2,j}] + \varepsilon_{2,j,t} \quad (5)$$

$$\hat{u}_t = (\beta_{0,j} + \beta_{1,j}T_{j,t} + \beta_{2,j}H_t + \beta_{3,j}W_t)I[R_{3,j,t} \leq \gamma_{3,j}] + (\beta'_{0,j} + \beta'_{1,j}T_{j,t} + \beta'_{2,j}H_t + \beta'_{3,j}W_t)I[R_{3,j,t} > \gamma_{3,j}] + \varepsilon_{3,j,t} \quad (6)$$

$$\hat{u}_t = (\beta_{0,i,j} + \beta_{1,i,j}T_{j,t} + \beta_{2,i,j}H_t + \beta_{3,i,j}W_t + \beta_{4,i,j}TCE_{i,j,t})I[R_{4,i,j,t} \leq \gamma_{4,i,j}] + (\beta'_{0,i,j} + \beta'_{1,i,j}T_{j,t} + \beta'_{2,i,j}H_t + \beta'_{3,i,j}W_t + \beta'_{4,i,j}TCE_{i,j,t})I[R_{4,i,j,t} > \gamma_{4,i,j}] + \varepsilon_{4,i,j,t} \quad (7)$$

여기서, \hat{u}_t 는 추세와 요일효과가 제거된 일일 최대전력소비의 변동성, $T_{j,t}$ 는 j 종류 기온을, H_t 는 상대습도, W_t 는 풍속, $TCE_{i,j,t}$ 는 i 기간, j 종류 기온의 연속·누적 효과를 의미한다. $R_{k,i,j,t}$ 는 k 모형에 대한 임계변수로 전력소비와 기상변수 간 관계가 달라지는 국면을 결정한다.

다. 하첨자 j 는 평균(mean), 최고(max) 및 최저(min) 기온을 나타내며, i 는 이동평균 또는 이동표준편차의 기간으로 3~7일이고, $I[\cdot]$ 는 $[\cdot]$ 안이 성립하면 1, 그렇지 않으면 0인 지시함수(indicator function)를 뜻한다.

threshold regression 모형 분석 시, 모형의 모수를 추정하는 것과 함께 임계변수 $R_{k,i,j,t}$ 에 대한 변수 선택, 개수의 결정 및 크기 추정 등의 문제가 존재한다. 가장 간단한 방법은 모형의 모수 추정에 앞서, 연구자가 임의로 임계변수에 관한 것을 선택하는 것이다. 또 다른 방법으로 연구자의 주관에 배제하고 주어진 자료와 통계량을 이용하여 가장 설명력이 높은 임계변수를 선택하고 분석할 수 있다. 본 연구에서는 후자의 방법을 선택하여 분석결과의 객관성을 확보하고자 하였다.

구체적으로 Hansen(1996, 1999, 2000, 2011)의 방법에 따라 국면의 수를 결정하고, 임계변수의 크기 $\gamma_{k,i,j}$ 를 추정하였다. 구체적으로 선택된 임계변수의 모든 크기를 잠재적인 임계값으로 가정하고, 임계변수의 표본 수만큼 식(4)~식(7)과 같은 threshold regression을 추정하고 잔차를 계산한다. 이 중 잔차의 제곱합이 최소가 되는 임계변수의 크기를 임계값으로 결정하고, 여기에 대응되는 모형과 추정량을 최종적으로 선택한다.

위 식(4)~식(7)은 설명을 위한 편의와 지면 절약을 위해 2개의 국면만이 존재하는 것으로 한정하였으나, 실제 분석에서 국면의 수는 최대 5개까지 고려하였다.⁶⁾ 또한, 임계변수는 상수항을 제외하고 모형에 포함되는 모든 설명변수를 고려하였고, 그중 모형의 잔차의 제곱합이 최소가 되는 임계변수를 최종적으로 선택하였다.

6) 임계변수의 크기는 최대 4개까지 추정된다.

threshold regression 외 회귀모형의 모수가 국면에 따라 달라지는 다른 비선형 모형들이 존재한다. 기존 연구에서는 threshold regression 외 마코프 국면전환모형, smooth transition regression(STR) 모형 등과 같은 다른 종류의 비선형 모형을 적용하여 일일 최대전력소비와 기상 변수 간 비선형 관계를 분석하고 있다. 마코프 국면전환모형은 임계변수에 대해서 명확하게 알 수 없고, 국면의 결정이 확률적이므로 국면의 수가 3개 이상으로 확장되는 경우 불필요한 국면을 먼저 인식하는 단점이 존재한다. 또한, STR 모형은 전이함수(transition function)와 모수 추정을 위한 초기값(initial value) 결정이라는 추가적인 절차가 필요하다.

더욱이, 본 연구는 고려 가능한 모형의 수가 54개이므로 여러 다른 모형을 활용하면 분석 절차를 복잡하게 만들어 분석과정의 효율성이 매우 감소할 것으로 예상된다. 그러므로 본 연구에서는 threshold regression만을 선택하고 설명변수의 수에 따른 모형의 종류를 확장하여 분석을 수행하였다.

2. 모형평균방법

식(7)에서 추정된 모수의 추정량 $p \times k_{\max}$ 행렬을 $\hat{\mathbb{B}}_p$ 라고 하면, 일일 최대전력소비를 가장 잘 설명하거나 예측력이 높은 추정량 벡터 $\hat{\mathbb{B}}_m$ 를 선택할 수 있다. 여기서, p 는 고려되는 모형의 개수이며, k_{\max} 는 고려한 모든 설명변수를 포함하는 모형의 설명변수 개수이다.

하나의 모형을 선택하는 것은 정보기준에 따라 p 개의 모형 중에서 m 번째 모형을 선택하는 문제와 같다. 모형 선택 시 AIC(Akaike

Information Criterion; Akaike, 1974), SIC(Schwarz Information Criterion; Schwarz, 1974)와 같은 정보기준을 이용할 수 있고, 만약 예측력 측면에서 모형을 선택하고자 한다면 RMSE(Root Mean Square Error)를 선택 기준으로 삼을 수 있다.

이와 같은 모형 선택이 통계적 방법에 근거하여 표본내·외 기간 동안 평균적으로 설명력 또는 예측력 측면에서 가장 뛰어난 모형을 선택하는 일반적인 방법이다. 그러나 모형 선택에서 탈락한 모형이 완전히 불필요한 모형을 의미하는 것은 아니다. 즉, 모형 선택 기준에 따라 선택되지 않은 모형이라고 할지라도 분석대상이 되는 종속변수에 대한 유용한 정보를 포함하고 있을 수 있다.

예를 들어, 일일 최대전력소비를 설명하거나 예측할 때 여름에는 최고 기온을 사용하는 모형이, 겨울에는 최저 기온을 사용하는 모형이 평균 기온을 사용하는 모형에 비해 상대적으로 적합할 수 있다. 그럼에도 전체 분석기간 동안 평균 기온을 사용하는 것이 정보기준에 의해 선택된다면, 최고 또는 최저 기온을 사용하는 모형의 여름과 겨울 동안 나타나는 높은 설명력과 예측력을 포기하는 것이다.

고려하는 모형의 개수가 늘어날수록 다른 모형의 정보를 추가로 활용할 가능성도 증가한다. 이러한 모형들의 정보를 설명력 또는 예측력을 높이는 방법으로 적절하게 활용할 수 있다면 하나의 모형을 선택하는 것보다 설명력 또는 예측력이 높을 수 있다. 실제로, 최근까지 하나의 모형을 선택하는 방법보다 많은 모형을 결합하여 이용하는 모형평균방법이 설명력과 예측력 측면에서 뛰어나다는 연구결과들이 꾸준히 제시되고 있다(Stock and Watson, 2006; Hansen, 2007, 2008; Hansen and Racine, 2012).

본 연구에서도 설명변수에 따라 달라지는 모형의 정보를 모두 활용하여 일일 최대전력소비의 설명력과 예측력을 향상하기 위해서 모형평균방법을 이용한다. 아울러, 고려한 개별 모형들에 대한 분석결과도 제시하고 모형평균방법과의 비교를 진행한다.

$\hat{\mathbb{B}}_p$ 에 대한 가중치 $p \times 1$ 벡터 W 라고 하면, 모형평균방법에 의한 모수 추정량 $\hat{\mathbb{B}}^m = W\hat{\mathbb{B}}_p$ 가 된다. 이때, W 의 원소들인 각 모형의 가중치는 0보다 크고 합은 1이어야 한다. 모형 선택의 방법은 예측오차, 정보기준과 같은 통계량에 따라 W_p 의 원소 중 하나를 1, 나머지를 0으로 두는 방법이다.

만약 예측을 목적으로 모형평균방법을 활용한다면, 모형평균방법을 통한 일일 최대전력소비 예측치 $\hat{u}_{t+h}^m = \hat{\mathbb{B}}^m \mathbb{X}_{t+h} = W(\hat{\mathbb{B}}_p \mathbb{X}_{t+h}) = W\hat{u}_{p,t+h}$ 이 된다. 여기서, $k_{\max} \times 1$ 벡터 \mathbb{X}_{t+h} 는 미래 시점 $t+h$ 의 설명변수 벡터로 고려한 모든 설명변수를 포함한다.

그러므로 모형평균방법은 각 모형을 추정하고, 각 모형에 대한 가중치를 계산하여야 한다. 가장 간단한 방법으로는 각 모형에 같은 가중치를 부여하거나, 각 모형으로부터 구해진 예측치 $\hat{u}_{p,t+h}$ 중에서 중위값을 선택하는 것을 고려할 수 있다. 또한, 각 모형의 적합치(fitted value)를 설명변수로 하고 실제치에 대한 회귀모형을 설정하고 OLS를 통해서 가중치를 계산할 수 있다. 이때, 회귀모형의 모수의 합은 1이라는 제약 하에서 RLS(Restricted Least Squares)를 수행한다.⁷⁾

모형평균을 위한 가중치를 계산하는 방법으로 Stock and Watson(2004)은 각 모형들의 MSE(Mean Squared Error)를 이용하여

7) RLS의 가중치의 합은 1이나 개별 가중치들은 0보다 작을 수 있다.

다음과 같은 가중치 w_m^{mse} 를 설정할 것을 제안하고 있다.

$$w_m^{mse} = \frac{1/(MSE_q)^h}{\sum_{q=1}^p 1/(MSE_q)^h} \quad (8)$$

여기서, h 는 MSE의 크기를 달리하는 승수로 일반적으로 1을 사용한다. 가중치를 계산하는 다른 방법으로 Aiolfi and Timmermann(2006)는 기간(window)을 달리하면서 구한 MSE의 rank를 계산하고, 전체 rank에 대한 비를 가중치로 결정하는 방법을 제안하였다.

Stock and Watson(2004)과 Aiolfi and Timmermann(2006)이 MSE를 이용하는 것처럼 Buckland et al.(1997)은 개별 모형들의 정보기준을 활용하여 가중치를 계산할 것을 제안하고 있다. 구체적으로 각 모형들의 정보기준인 AIC 또는 SIC를 지수 평균하는 방법으로 가중치를 계산할 수 있는데 AIC를 이용한 가중치 w_m^{AIC} 와 SIC를 이용한 가중치 w_m^{SIC} 는 아래 식(9), 식(10)으로 각각 나타낼 수 있다.

$$w_m^{AIC} = \frac{\exp(-AIC_k/2)}{\sum_{k=1}^p \exp(-AIC_k/2)} \quad (9)$$

$$w_m^{SIC} = \frac{\exp(-SIC_k/2)}{\sum_{k=1}^p \exp(-SIC_k/2)} \quad (10)$$

본 연구에서도 단순평균, 절사평균, 중위값, RLS, MSE, MSE의 rank, AIC, SIC를 이용하는 8가지의 방법으로 가중치를 계산하고 모형평균방법을 적용하였다. 여기서, 절사평균은 상·하위 15%에 해당하는 예측치를 만들어내는 모형들을 배제하고, 나머지 모형들에 대해서 같은 가중치를 부여하는 방법을 이용하였다.

제5장 실증 분석결과

1. 모형 추정결과⁸⁾

가. 일일 최대전력소비와 기온

<표 5-1>은 식(4)의 추정결과로 기온만을 포함하는 일일 최대전력 소비에 대한 threshold regression의 추정결과이다. 평균 기온, 최고 기온은 일일 전력소비와 서로 다른 관계를 보이는 3개 국면이 존재하는 반면에, 최저 기온은 2개의 서로 다른 국면이 존재한다. 먼저 평균 기온은 일일 전력소비와 음(negative)의 관계가 존재하는 2개의 국면과 양(positive)의 관계가 존재하는 1개의 국면이 존재한다.

일일 평균 기온이 15.7°C보다 크면 기온 상승은 일일 최대전력소비를 상승시킨다. 반면, 평균 기온이 15.7°C 이하이면, 기온 상승은 일일 최대전력소비를 감소시킨다. 평균 기온이 15.7°C 이하라고 할지라도, 4°C~15.7°C 구간과 4°C 이하인 구간에서 기온이 전력소비에 미치는 영향은 다르다. 4°C~15.7°C인 경우에는 4°C 이하인 경우보다 기온이 전력소비에 미치는 영향이 다소 큰 것으로 나타났다. 여기서 중요한 사실은 일일 최대전력소비와 평균 기온 간 관계를 분석하고자 할 때, 18°C를 임계 기온으로 2개 국면을 가정하는 일반적인 냉·난방도일의 이용은 부정확한 결과를 초래할 가능성이 높다는 것이다.

<표 5-1>에서 최고 기온은 평균 기온과 마찬가지로 전력소비와의

8) 이하의 추정결과에서 지면절약을 위하여 상수항에 대한 결과는 생략하고 있으나, 모든 분석결과에 자세한 추정결과는 요청 시 제공된다.

관계가 음인 국면이 2개, 양인 국면이 1개 존재한다. 두 변수 간 관계가 달라지는 국면을 결정하는 임계 기온은 13.5℃, 21.2℃로 평균 기온의 경우와 차이를 보인다. 더욱이, 최고 기온이 13.5℃ 이하이면, 13.5℃~21.2℃인 경우보다 기온이 전력소비에 미치는 효과가 약 4배 높은 것으로 분석되었다.

<표 5-1>에서 최저 기온은 일일 최대전력소비에 2가지 다른 영향을 주는 것으로 분석되었는데, 임계 기온은 10.4℃로 추정되었다. 즉, 최저 기온이 10.4℃ 이하이면 기온 하락은 일일 최대전력소비를 증가시키고, 10.4℃ 이상이면 기온 상승이 일일 최대전력소비를 증가시킨다. 이때, 최저 기온이 10.4℃ 이하인 경우가 상대적으로 10.4℃ 이상인 경우보다 일일 최대전력소비에 대한 기온의 영향이 더 큰 것을 해당 경우의 최저 기온에 대한 회귀계수로 판단할 수 있다.

〈표 5-1〉 일일 최대전력소비 모형 추정결과: 기온

국면	설명변수	평균 기온	최고 기온	최저 기온
1 국면	T_t	-40.58 ^a (-7.88)	-51.41 ^a (-15.77)	-58.29 ^a (-34.24)
2 국면	T_t	-42.79 ^a (-9.13)	-12.88 (-1.60)	43.06 ^a (13.27)
3 국면	T_t	55.44 ^a (14.21)	54.07 ^a (14.30)	
모형 적합도	$R_{j,t}$	평균 기온	최고 기온	최저 기온
	γ	4, 15.7	13.5, 21.2	10.4
	Adj.R	0.63	0.58	0.61
	SIC	13.83	13.95	13.88

주: 'a'는 1% 유의수준을 의미하며 ()의 값은 t값이다. γ 는 임계변수의 추정치이다. γ 는 임계기온의 추정치(℃)이다.

나. 일일 최대전력소비와 상대습도

<표 5-2>는 식(5)와 같이 기온과 상대습도를 포함하는 일일 최대전력소비에 대한 threshold regression 모형의 추정결과이다. 먼저, 기온과 상대습도 중 임계변수를 선택하였는데 기온의 종류와 관계없이 기온을 임계변수로 하는 경우가 상대습도를 선택하는 경우보다 잔차의 제곱합이 작은 것으로 나타났다. 기온만을 포함하는 모형과 다르게 평균 기온을 사용하는 경우에만 3개의 국면이 존재하고, 최고 기온과 최저 기온인 경우에는 일일 최대전력소비와 서로 다른 2개의 국면이 존재하는 것으로 나타났다.

<표 5-2>에서 확인할 수 있는 사실 중 하나는 상대습도가 일일 최대전력소비에 미치는 효과는 일정 기온 이상 또는 이하에서만 나타난다는 점이다. 예를 들어, <표 5-2>에서 평균 기온과 상대습도를 사용하는 경우, 평균 기온이 15.6℃ 이상인 경우에만 상대습도 상승이 일일 최대전력소비를 증가시킨다. 또한, 최고 기온과 상대습도를 포함하는 분석결과에서는 최고 기온이 22.5℃ 이상에서만 상대습도와 일일 최대전력소비 간 유의한 관계가 존재한다. 이러한 분석결과는 해당 구간의 기온에서는 같은 기온이라고 할지라도 상대습도가 올라가면 실제 체감하는 기온 또는 불쾌지수가 높아 일일 최대전력소비가 증가한다는 것을 의미한다.

최저 기온과 상대습도를 사용하는 경우에는 11℃ 이하에서만 상대습도 증가가 일일 최대전력소비를 상승시킨다. 즉, 일정 기온 구간에서는 상대습도가 일일 최대전력소비에 유의한 영향을 주지 않는 것을 의미하는데, 이는 신동현·조하현(2014b)의 분석결과와 일치한다.

〈표 5-2〉 일일 최대전력소비 모형 추정결과: 기온, 상대습도

국면	설명변수	평균 기온	최고 기온	최저 기온
1 국 면	T_t	-45.41 ^a (-7.37)	-48.93 ^a (-30.27)	-62.09 ^a (-36.26)
	H_t	2.69 (1.54)	-1.86 ^b (-2.09)	4.47 ^a (5.03)
2 국 면	T_t	-43.30 ^a (-8.64)	53.54 ^a (12.90)	41.79 ^a (12.19)
	H_t	-0.07 (-0.08)	7.33 ^a (5.99)	0.49 (0.41)
3 국 면	T_t	50.82 ^a (13.29)		
	H_t	3.56 ^a (3.05)		
모형 적합도	$R_{j,t}$	평균 기온	최고 기온	최저 기온
	γ	4, 15.6	22.5	11
	Adj.R	0.64	0.61	0.62
	SIC	13.78	13.86	13.83

주: 'a'는 1%, 'b'는 5% 유의수준을 의미하며 ()의 값은 t값이다.
 γ 는 임계기온의 추정치(°C)이다.

다. 일일 최대전력소비와 풍속

<표 5-3>은 일일 최대전력소비를 종속변수로 하고, 기온, 상대습도, 풍속을 설명변수로 하는 식(6)과 같은 threshold regression 모형의 추정결과이다. 풍속을 포함하는 경우에도 기온의 종류에 따라 국면의 수가 달라지는데, 평균 기온과 최고 기온의 경우 3개의 국면이, 최저 기온의 경우 2개의 국면이 존재하는 것으로 나타났다. 임계변수로는 상대습도와 풍속이 고려되더라도 기온이 일일 최대전력소비를 가장 잘 설명하는 것으로 나타났다.

〈표 5-3〉 일일 최대전력소비 모형 추정결과: 기온, 상대습도, 풍속

국면	설명변수	평균 기온	최고 기온	최저 기온
1 국면	T_t	-47.41 ^a (-8.08)	-51.22 ^a (-15.03)	-62.07 ^a (-36.19)
	H_t	2.61 (1.50)	-1.84 (-1.46)	4.47 ^a (5.01)
	W_t	-40.80 ^a (-2.70)	-53.18 ^a (-3.67)	-7.93 (-0.66)
2 국면	T_t	-43.25 ^a (-8.48)	-13.15 ^a (-3.14)	41.63 ^a (12.31)
	H_t	-0.06 (-0.07)	0.45 (0.46)	0.52 (0.43)
	W_t	-1.98 (-0.14)	-25.76 ^c (-1.81)	-22.76 (-1.19)
3 국면	T_t	50.68 ^a (13.25)	61.96 ^a (10.59)	
	H_t	3.55 ^a (3.02)	8.04 ^a (5.73)	
	W_t	-12.00 (-0.61)	10.78 (0.46)	
모형 적합도	R_{jit}	평균 기온	최고 기온	최저 기온
	γ	4, 15.6	13.5, 24.5	11
	Adj.R	0.64	0.62	0.62
	SIC	13.78	13.84	13.83

주: ‘a’는 1%, ‘c’는 10% 유의수준을 의미하며, ()의 값은 t값이다. γ 는 일계기온의 추정치(°C)이다.

<표 5-3>에서 풍속은 일정 기온 이하에서만 최대전력소비를 변화시키는 것으로 나타났는데, 평균 기온이 4°C 이하, 최고 기온이 13.5°C 이하인 경우에만 풍속과 일일 최대전력소비 간 음의 관계가 존재한다. 여기서 유의할 점은 일정 기온 이하에서 풍속과 일일 최대전력소비 간 음의 관계가 존재한다고 할지라도 풍속 증가가 일일 최대전력소비를 감소시킨다고 해석하는 것은 바람직하지 않다. 풍속이 일일 최대전력소비에 영향을 주는 경우에는 기온과 일일 최대전력소비 사이에 음

의 관계가 존재하는 경우이므로 기온이 하락하고 풍속이 증가하면 일일 최대전력소비는 상승한다고 해석하는 것이 더 정확하다. 즉, 일정 기온 이하에서 풍속 증가는 체감온도를 하락시켜 일일 최대전력소비를 상승한다는 일반적 통념과 부합한다.

라. 일일 최대전력소비와 기온의 연속·누적 효과

<표 5-4>~<표5-6>은 식(7)과 같이, 기온, 상대습도, 풍속 및 기온의 연속·누적 효과를 설명변수로 하는 일일 최대전력소비의 threshold regression 추정결과이다. 기온 및 기온의 연속·누적 효과에 따라 45개의 모형을 추정할 수 있으나, 본문에서는 평균 기온을 사용하면서 기온의 연속·누적 효과를 달리하는 15개 모형의 추정결과만을 논의한다. 그 외 모형들의 자세한 추정결과는 <부록>의 <부표 1>~<부표 6>을 참조할 수 있다.

<표 5-4>에서 평균 기온을 이용한 기온의 연속·누적 효과는 임계 기온 이하에서는 일일 최대전력소비와 음의 관계가 존재하고, 임계 기온 이상에서는 양의 관계인 것으로 나타났다. 이는 기온과 마찬가지로 일정 기온 이하 또는 이상의 기온이 연속적으로 누적되면 일일 최대 전력소비는 증가한다는 것을 의미한다.

또한, 이동 평균 또는 표준편차 기간이 길어질수록 일일 최대전력소비에 미치는 영향이 커지고 있음을 확인할 수 있다. 특히, <표 5-4>에서 임계 기온 이상의 국면에서 5일 이하 기온의 연속·누적 효과는 일일 최대전력소비에 유의한 영향을 주지 않는다. 반면, 6일 이상 동안 기온의 연속·누적 효과는 일일 최대전력소비를 변화시키는 것으로 나타났다. 7일 동안 기온의 연속·누적 효과를 포함하는 모형이 국면의 수도 가장 많고, 모형 적합도 측면에서 가장 나은 것으로 분석되었다.

〈표 5-4〉 일일 최대전력소비 모형 추정결과: 평균 기온과 평균 기온 연속·누적 효과

국면	설명변수	3일		4일		5일		6일		7일	
		평균 기온	연속누적 효과	평균 기온	연속누적 효과						
1 국면	T_t	-44.24 ^a	(-7.14)	-30.15 ^a	(-4.96)	-28.54 ^a	(-4.90)	-29.60 ^a	(-6.02)	-34.14 ^a	(-9.00)
	H_t	2.49	(1.42)	1.88	(1.16)	1.69	(1.04)	2.09	(1.33)	1.38	(1.13)
	W_t	-38.93 ^a	(-2.57)	-18.48	(-1.15)	-13.03	(-0.83)	-10.75	(-0.71)	-3.94	(-0.27)
	$TCE_{t,j}$	-5.67 ^a	(-1.74)	-51.98 ^a	(-4.04)	-69.29 ^a	(-5.25)	-77.47 ^a	(-4.47)	-100.44 ^a	(-7.93)
2 국면	T_t	-38.59 ^a	(-9.44)	-39.10 ^a	(-7.63)	-38.99 ^a	(-7.38)	-27.34 ^a	(-7.17)	-22.56 ^a	(-4.11)
	H_t	0.11	(0.13)	0.07	(0.08)	0.00	(0.00)	-0.88	(-0.84)	-1.04	(-0.99)
	W_t	-13.69	(-1.07)	-7.83	(-0.55)	-1.48	(-0.10)	4.08	(0.28)	-3.37	(-0.27)
	$TCE_{t,j}$	-1.47 ^a	(-1.94)	-4.70 ^a	(-2.71)	-5.76 ^a	(-2.41)	-20.06 ^b	(-2.12)	-26.83 ^b	(-2.43)
3 국면	T_t	54.36 ^a	(11.51)	49.89 ^a	(12.60)	48.76 ^a	(12.73)	29.21 ^a	(7.04)	25.02 ^a	(4.53)
	H_t	3.77 ^a	(2.93)	3.68 ^a	(3.03)	3.56 ^a	(3.03)	2.73 ^a	(2.95)	2.53	(1.60)
	W_t	-7.36	(-0.32)	-7.29	(-0.36)	-7.90	(-0.39)	45.81 ^b	(2.49)	26.07	(0.83)
	$TCE_{t,j}$	-0.09	(-0.18)	0.93	(1.25)	1.44	(1.48)	8.17	(1.56)	10.22	(0.53)
4 국면	T_t							57.66 ^a	(9.09)	46.68 ^a	(8.23)
	H_t							16.36 ^a	(4.15)	-1.69	(-1.36)
	W_t							-75.08	(-1.77)	-11.59	(-0.46)
	$TCE_{t,j}$							1.53	(0.65)	38.46	(3.22)
5 국면	T_t									61.18 ^a	(9.16)
	H_t									14.06 ^a	(3.80)
	W_t									-68.35	(-1.50)
	$TCE_{t,j}$									0.22	(0.07)
모형 적 합 도	$R_{i,j,t}$	평균 기온		평균 기온		평균 기온		평균 기온		평균 기온	
		4.0	17.5	4.0	16.0	4.0	15.6	1.2	8.8	3.8	9.3
	γ							22.4		14.0	20.5
	$Adj.R^2$	0.64		0.65		0.65		0.67		0.68	
SIC	13.88		13.85		13.82		13.84		13.82		

주: 'a'는 1%, 'b'는 5%, 'c'는 10% 유의수준을 의미하며 ()의 값은 t값이다. γ 는 일일 최대전력소비의 추정치(°C)이다.

<표 5-5>는 최고 기온의 연속·누적 효과를 포함하는 모형의 추정결과이다. 대체로, 일일 최대전력소비와 기온 간 음의 관계가 존재하는 일정 기온 이하에서는 기온의 연속·누적 효과가 일일 최대전력소비에 유의한 영향을 준다. 반면, 일정 기온 이상에서는 4~6일간 이동 평균 또는 표준편차를 이용한 최고 기온 연속·누적 효과만이 일일 최대전력소비를 변화시킨다. 이는 3일의 기간은 최고 기온의 연속·누적 효과를 발생시킬 수 있는 충분한 기간이 아니며, 7일 동안의 최고 기온 연속·누적 효과가 일일 최대전력소비에 영향을 주지 않음을 의미한다. 평균 기온의 연속·누적 효과와 마찬가지로 이동 평균 또는 표준편차 기간이 가장 긴 모형이 국면의 수가 많고, 모형 적합도가 상대적으로 뛰어난 것으로 나타났다.

〈표 5-5〉 일일 최대전력소비 모형 추정결과: 평균 기온과 최고 기온 연속·누적 효과

국면	설명 변수	3일 최저 기온 연속·누적 효과		4일 최저 기온 연속·누적 효과		5일 최저 기온 연속·누적 효과		6일 최저 기온 연속·누적 효과		7일 최저 기온 연속·누적 효과	
1 국면	T_t	-41.67 ^a	(-694)	-40.08 ^a	(-639)	-35.75 ^a	(-620)	-35.10 ^a	(-536)	-31.19 ^a	(-883)
	H_t	2.28	(1.41)	2.15	(1.27)	1.74	(1.11)	1.79	(1.04)	0.70	(0.62)
	W_t	-40.18 ^a	(-267)	-36.56 ^b	(-248)	-31.93 ^b	(-215)	-30.60 ^b	(-210)	-11.44	(-0.73)
	$TCE_{i,j,t}$	-9.72 ^b	(-1.75)	-16.50 ^a	(-2.99)	-32.61 ^a	(-3.16)	-42.36 ^a	(-3.47)	-136.58 ^a	(-7.44)
2 국면	T_t	-42.00 ^a	(-8.23)	-40.08 ^a	(-7.82)	-37.41 ^a	(-6.67)	-36.48 ^a	(-6.24)	-43.33 ^a	(-8.53)
	H_t	-0.04	(-0.04)	-0.34	(-0.38)	-0.33	(-0.35)	-0.48	(-0.51)	-1.77	(-1.22)
	W_t	-3.38	(-0.24)	-5.89	(-0.42)	-7.75	(-0.55)	-4.35	(-0.31)	-28.02 ^a	(-1.71)
	$TCE_{i,j,t}$	-1.03	(-1.12)	-8.22 ^a	(-2.67)	-13.56 ^a	(-2.58)	-18.55 ^a	(-3.18)	-40.01	(-1.28)
3 국면	T_t	51.14 ^a	(12.92)	49.81 ^a	(12.72)	49.26 ^a	(12.84)	46.96 ^a	(12.09)	25.10 ^a	(6.80)
	H_t	3.52 ^a	(2.95)	3.91 ^a	(3.25)	3.70 ^a	(3.18)	3.68 ^a	(3.22)	1.70 ^a	(1.93)
	W_t	-10.95	(-0.55)	-7.87	(-0.40)	-6.42	(-0.32)	-6.81	(-0.35)	0.94	(0.05)
	$TCE_{i,j,t}$	0.19	(0.23)	1.76 ^a	(1.75)	2.84 ^a	(1.64)	4.55 ^b	(1.99)	6.43	(0.87)
4 국면	T_t									54.22 ^a	(6.79)
	H_t									13.45 ^a	(3.80)
	W_t									-53.10	(-1.20)
	$TCE_{i,j,t}$									1.02	(0.22)
모형적합도	$R_{i,j,t}$	평균 기온									
	γ	4.0	15.7	4.0	16.0	4.0	15.7	4.0	15.5	4.0	6.3
	$Adj.R^2$	0.64		0.64		0.65		0.65		0.66	
	SIC	13.88		13.87		13.86		13.85		13.86	

주: 'a'는 1%, 'b'는 5%, 'c'는 10% 유의수준을 의미하며 ()의 값은 t값이다. γ 는 입계기온의 추정치(°C)이다.

<표 5-6>은 최저 기온 연속·누적 효과를 이용하는 모형의 추정결과이다. 추정결과는 평균 기온 또는 최고 기온의 연속·누적 효과를 포함하는 경우와 일관적이다. 즉, 최저 기온의 연속·누적 효과는 일정 기온 이하에서는 기간과 관계없이 일일 최대전력소비를 변화시키고, 일정 기온 이상에서는 6일 이상 긴 기간의 기온 연속·누적 효과만이 일일 최대전력소비 변화에 영향을 준다.

〈표 5-6〉 일일 최대전력소비 모형 추정결과: 평균 기온과 최저 기온 연속·누적 효과

국면	설명 변수	3일 최저 기온 연속·누적 효과		4일 최저 기온 연속·누적 효과		5일 최저 기온 연속·누적 효과		6일 최저 기온 연속·누적 효과		7일 최저 기온 연속·누적 효과	
1 국면	T_t	-45.53 ^a	(-7.77)	-46.88 ^a	(-10.4)	-45.68 ^a	(-8.27)	-41.89 ^a	(-8.28)	-41.81 ^a	(-12.23)
	H_t	2.69	(1.53)	2.83 ^b	(2.25)	3.40 ^b	(2.15)	2.13	(1.39)	2.05	(1.63)
	W_t	-34.81 ^b	(-2.02)	-18.18	(-1.13)	-28.86 ^c	(-1.71)	-25.04	(-1.53)	-9.97	(-0.64)
	$TCE_{i,j,t}$	-4.97	(0.74)	-39.22 ^a	(-4.74)	-22.81 ^a	(-2.39)	-39.58 ^a	(-3.44)	-67.90 ^a	(-5.77)
2 국면	T_t	-38.02 ^a	(-9.49)	-25.87 ^a	(-5.28)	-26.92 ^a	(-5.03)	-27.12 ^a	(-6.81)	-18.09 ^a	(-3.07)
	H_t	0.37	(0.43)	0.80	(0.88)	1.90	(1.32)	-0.02	(-0.02)	0.19	(0.16)
	W_t	-11.99	(-0.93)	-3.21	(-0.25)	51.94 ^b	(2.15)	22.30	(1.70)	19.19	(1.53)
	$TCE_{i,j,t}$	-2.67 ^b	(-2.27)	-2.85	(-1.91)	-78.34 ^a	(-2.97)	-24.41 ^a	(-2.67)	-15.73	(-1.13)
3 국면	T_t	53.25 ^a	(11.03)	51.78 ^a	(10.03)	-7.77	(-1.09)	24.47 ^a	(3.72)	12.23 ^b	(2.02)
	H_t	3.67 ^a	(2.83)	3.65 ^a	(2.81)	2.37	(1.57)	8.42 ^a	(3.96)	5.94 ^a	(3.33)
	W_t	-7.55	(-0.33)	-9.87	(-0.43)	-5.05	(-0.32)	5.41	(0.20)	-24.02	(-0.98)
	$TCE_{i,j,t}$	0.32	(1.32)	0.92	(1.61)	-12.17	(-0.87)	-11.81	(-0.64)	40.60 ^b	(2.21)
4 국면	T_t					43.52 ^a	(9.77)	45.64 ^a	(9.08)	48.54	(7.91)
	H_t					2.49 ^b	(2.21)	0.89	(0.72)	2.20 ^b	(1.6)
	W_t					-15.12	(-0.68)	-16.49	(-0.62)	1.44	(0.05)
	$TCE_{i,j,t}$					1.41	(1.00)	4.35 ^a	(2.53)	4.51 ^b	(2.16)
모형 적합도	$R_{i,j,t}$	평균 기온									
	γ	4.0	17.5	8.8	17.6	-0.3	2.8	0.0	5.8	1.4	5.0
	$Adj.R^2$	0.64		0.65		0.65		0.66		0.66	
	SIC	13.88		13.86		13.88		13.87		13.86	

주: 'a'는 1%, 'b'는 5%, 'c'는 10% 유의수준을 의미하며 ()의 값은 t값이다. γ 는 일계기온의 추정치(°C)이다.

기온의 연속·누적 효과에 대한 이상의 분석결과를 요약하면 다음과 같다. 첫째, 기온의 연속·누적 효과는 기온 또는 기온 외 기상변수들이 설명하지 못하는 일일 최대전력소비에 대한 중요한 변화 요인이라는 점이다. 구체적으로 일계 기온 이상 또는 이하의 기온이 비슷한 수준으로 지속한다면 기온에 대한 적응으로 일일 최대전력소비가 감소

하는 것보다 기온의 연속·누적 효과가 발생하여 일일 최대전력소비의 변동성이 확대된다.

둘째, 기온의 연속·누적 효과는 평균 기온뿐만 아니라 최고 또는 최저 기온의 연속·누적 효과도 일일 최대전력소비에 영향을 준다. 셋째, 기온의 연속·누적 효과는 특정 단일 기간이 아니라 여러 기간에 걸쳐 나타난다. 본 연구의 분석결과에 의하면 기간이 길수록 기온의 연속·누적 효과는 커져, 일일 최대전력소비를 더 크게 변화시킨다. 그러므로 일일 최대전력소비를 분석하거나 예측하고자 할 때, 기상변수들을 활용하는 것과 함께, 기온이 과거 시점부터 지금까지 어느 정도 수준으로 편차 없이 지속하고 있는지를 구체적으로 모형에 반영하는 것이 필요하다.

2. 표본의 예측력 비교

지금까지 분석결과에 의하면, 기온은 평균 기온, 최고 기온, 최저 기온 모두 일일 최대전력소비와 유의한 관계가 존재하며, 임계변수로 선택되는 가장 중요한 기상변수 중 하나이다. 상대습도와 풍속도 일일 최대전력소비에 영향을 미치지만, 특정 기온 구간에서만 영향을 주는 것으로 나타났는데 기온의 종류에 따라 일일 최대전력소비를 변화시키는 기온 범위가 모두 달라진다. 또한, 기온의 종류와 상대습도 및 풍속의 포함 여부에 따라 일일 최대전력소비와 기상변수 간 관계가 달라지는 국면이 최소 2개에서 최대 5개까지 존재하는 것을 확인할 수 있다. 기온의 연속·누적 효과도 기온의 종류와 이동 평균 또는 이동 표준편차의 기간에 따라 서로 다른 국면에서 어느 정도 일관성을 가지나 완전히 같은 방향으로 일일 최대전력소비를 변화시키지 않음

을 확인하였다.

이처럼 기온의 종류, 기온 외 기상변수 고려 여부에 따라 국면의 수, 임계 기온의 크기, 기상변수의 효과가 다양하게 존재하여 고려 가능한 수많은 모형이 존재할 수 있다. 서론에서 언급한 바와 같이 이 중에서 하나의 모형을 선택하는 방법보다 각 모형의 정보를 중요도에 따라 결합하여 사용하는 것이 일일 최대전력소비를 예측하는데 더욱 더 효과적일 수 있을 것이다.

<표 5-7>은 본 연구에서 고려한 54개 단일모형 중에서 표본의 예측력이 가장 높은 10개의 모형과 8가지의 모형평균방법 간 표본의 예측력을 비교한 결과이다.⁹⁾ 표본의 예측기간은 2016.1.1.~2016.8.25.이다. 먼저, 단일 모형 중에서 표본의 예측력이 가장 높은 모형은 최고 기온, 상대습도, 풍속을 포함하고, 6일간의 최고 기온을 이용한 기온의 연속·누적 효과를 포함하는 모형이다.¹⁰⁾

이러한 결과는 신동현·조하현(2014a)에서 일일 최대전력소비를 예측 시, 평균 기온과 4일간의 평균 기온 연속·누적 효과를 활용하는 것과 차별되는 결과이다. 또한, 예측력 측면에서 기온의 종류와 기온의 연속·누적 효과에 사용된 기온의 종류가 반드시 일치하지 않으며, 기온의 연속·누적 효과를 정의할 시 이동 평균 또는 표준편차의 기간도 4일 이상이 우월하다는 것을 확인할 수 있다. 아울러, <표 5-7>에서 기온 외 상대습도와 풍속을 모두 고려하는 것이 일일 최대전력소비의 변동성 예측에 유리하다는 점도 알 수 있다.

9) 모든 모형에 대한 표본의 예측결과에 관한 자세한 내용은 <부록>의 <부표 7>을 참조할 수 있다. 모형평균방법은 단일 모형 54개 모형을 모두 이용한 결과이다.

10) 모형평균방법의 가중치 크기를 비교를 통해서 단일모형의 중요도를 평가할 수 있다. 각 모형의 가중치는 <부록>의 <부표 8>을 참조할 수 있다

모형평균방법은 54개의 단일 모형에 가중치를 두어 가중평균한 것이다. 이 중에서 AIC 또는 SIC를 지수 평균한 가중치를 이용하는 모형평균방법이 가장 예측력이 높은 것으로 나타났다. 구체적으로 단일 모형 중 표본외 예측력이 가장 높은 모형에 비해 AIC 또는 SIC를 이용한 모형평균방법이 약 5% 높은 예측력을 보여주고 있다.¹¹⁾ 평균적으로도 단일 모형에 의한 방법보다 모형평균에 의한 방법이 약 2% 예측력이 높으며, 모형평균방법 중에서 서로 다른 가중치를 사용하는 모형들만 고려하면 약 4%의 예측력 향상을 기대할 수 있는 것으로 나타났다. 즉, 고려 가능한 기상변수들이 많아 다수의 모형이 존재하는 경우에 하나의 모형을 선택하는 것보다 모든 모형을 가중 평균하여 사용하는 것이 예측력 측면에서 유리하다는 것을 <표 5-7>에서 명확하게 확인할 수 있다.

11) 상대적 표본외 예측력 비교는 ()의 값을 참조할 수 있다.

〈표 5-7〉 단일모형과 모형평균방법 간 표본외 예측력 비교

하위 모형	표본외 RMSE	Adj.R	AIC	SIC	기온	상대 습도	풍속	TCE (기온, 기간)	국면 수
(33)	260.77 (1.00)	0.63	13.81	13.90	최고	O	O	최고, 6일	3
(32)	264.05 (1.01)	0.63	13.82	13.92	최고	O	O	최고, 5일	3
(18)	268.17 (1.03)	0.65	13.76	13.85	평균	O	O	최고, 6일	3
(17)	269.14 (1.03)	0.65	13.77	13.86	평균	O	O	최고, 5일	3
(26)	269.23 (1.03)	0.62	13.82	13.92	최고	O	O	평균, 4일	3
(31)	270.03 (1.04)	0.62	13.83	13.92	최고	O	O	최고, 4일	3
(37)	271.51 (1.04)	0.65	13.77	13.89	최고	O	O	최저, 5일	4
(39)	272.22 (1.04)	0.65	13.74	13.84	최고	O	O	최저, 7일	3
(48)	272.57 (1.05)	0.63	13.81	13.87	최저	O	O	최고, 6일	2
평균	268.63								
단순 평균	267.34 (1.03)								
절사 평균	267.57 (1.03)								
중간값	271.06 (1.04)								
모형 평균	296.95 (1.14)								
MSE	267.26 (1.02)								
rank	267.39 (1.03)								
AIC	248.33 (0.95)								
SIC	248.33 (0.95)								
평균	262.47	257.83*							

주: ‘*’는 MSE, MSE의 rank, AIC, SIC의 방법들만의 RMSE 평균값이다. ()의 값은 하위모형 (33)을 기준으로 한 표본외 RMSE의 비율을 의미한다.

제6장 결론 및 시사점

2016년 여름 동안 나타난 이상 고온 현상은 전력소비 급증에 그치지 않고 전기요금 누진제 개편에도 영향을 주었다. 냉방 수요의 급증은 과거보다 평균 기온이 높아진 것도 그 원인이나 <표 1-1>에서처럼 일정 기온 이상이 연속적이며 누적적으로 나타났기 때문이다. 이러한 기온의 연속·누적 효과 확대는 장·단기 전력수급 계획과 관리에서 가장 중요한 일일 최대전력소비의 수준과 변동성 확대를 일으켰다.

기온 및 일일 최대전력소비의 불확실성이 지속해서 높아지는 상황에서 본 연구는 기온의 연속·누적 효과를 활용하여 일일 최대전력소비 변동성을 보다 정확하게 예측하는 방법을 제안하고자 하였다. 이를 위해서 고려 가능한 다수의 모형 중에서 하나의 모형을 선택하는 일반적인 방법 대신에 고려 가능한 모든 모형을 활용할 수 있는 모형평균방법을 이용하여 일일 최대전력소비에 대한 예측력을 높일 수 있는지 살펴보았다.

모형평균방법을 활용하면, 일일 최대전력소비와 기상변수 간 존재 가능한 서로 다른 비선형 관계들을 적절하게 고려할 수 있다는 이점이 존재한다. 실제로 본 연구에서 면밀하게 분석한 것처럼 기온의 종류, 기온 외 상대습도, 풍속 등과 같은 기상변수 포함 여부, 기온의 연속·누적 효과의 종류에 따라 입계 기온의 종류, 크기 및 국면 수 등과 같은 모두 다른 많은 비선형 관계가 존재할 수 있다. 통계량과 같은 기준에 따라 단일 모형을 선택하는 것은 선택된 모형 외 다른 모형들이 일일 최대전력소비를 설명하는데 불필요한 경우에는 가장 좋은 방

법이 될 수 있다. 그러나 본 연구에서 살펴본 것처럼 대부분 모형이 비슷한 수준의 설명력을 가지고 있어 하나의 모형을 선택하는 것보다 모든 모형을 적절하게 활용하는 것이 바람직하다. 본 연구에서 고려한 모형평균방법들은 일일 최대전력소비를 설명하고 예측하고자 할 때, 이러한 문제들을 해결할 수 있는 적절한 방법이 될 수 있다.

발전소 고장으로 인한 공급부족으로 전력수급관리가 집중된 기간을 피하면서 최근 3년을 표본기간으로 일일 최대전력소비에 대한 기온의 연속·누적 효과를 중심으로 실증 분석한 결과는 다음과 같다. 첫째, 기온은 평균 기온뿐만 아니라 최고 기온과 최저 기온도 일일 최대전력소비를 설명할 수 있다. 특히, 일일 최대전력소비를 예측하는데 있어서는 최고 기온이 평균 또는 최저 기온보다 적절한 것으로 나타났다. 둘째, 일정 기온 이상 또는 이하에서 상대습도와 풍속은 기온과 함께 일일 최대전력소비에 영향을 준다. 이는 곧 불쾌지수와 체감온도와 같이 기온과 상대습도, 풍속을 결합한 종합적 지표가 일일 최대전력소비 예측에 도움이 된다는 것을 뜻한다.

셋째, 기온의 연속·누적 효과는 일일 최대전력소비에 유의한 영향을 준다. 특히, 이동 평균 또는 이동 표준편차 기간이 길어질수록 일정 기온 이상에서 일일 최대전력소비에 대한 기온의 연속·누적 효과 영향이 증대한다. 이는 현재 기온이 같더라도 고온 현상이 지속하고 누적될수록 일일 최대전력소비는 예상보다 증가할 수 있다는 것을 의미한다. 마찬가지로, 일정 기온 이하의 낮은 기온이 편차 없이 지속하더라도 일일 최대전력소비는 증가할 수 있다. 이러한 기온의 연속·누적 효과의 영향이 실증적으로 밝혀진바, 여름과 겨울의 일일 최대전력소비 예측에 활용하는 것이 필요할 것이다.

넷째, 모형평균방법을 활용하여 고려할 수 있는 모형들을 모두 활용

하는 것이 하나의 모형을 선택하는 방법보다 일일 최대전력소비 예측력 향상에 도움이 된다. 구체적으로 단일 모형 중 예측력이 가장 높은 모형에 비해서 모형평균방법 중 AIC 또는 SIC를 이용한 지수평균 방법이 약 5%의 표본외 예측력 향상이 나타났다.

본 연구의 시사점은 다음과 같다. 일일 최대전력소비와 같은 단기 전력소비를 예측하는데 있어 기온의 현재 수준뿐만 아니라 기온의 연속·누적 효과와 같은 기온의 변동성을 활용하는 것이 중요하다. 기온의 연속·누적 효과를 적절하게 활용하여 예측력을 향상할 수 있다면 전력수급 계획과 관리뿐만 아니라 전력 도매시장의 계통한계가격 안정화에도 도움이 될 것이다.¹²⁾ 아울러, 전력수요 과대 예측 시 야기되는 온실가스 배출을 방지하여 국가 온실가스 감축 목표에도 이바지할 수 있을 것이다.¹³⁾

기온의 연속·누적 효과가 일일 최대전력소비를 증가시킬 수 있다는 점은 현재 논의되고 있는 전력요금 누진제 개편과 관련하여 중요한 시사점을 제공한다. 만약 주택용 누진제가 완화되어 전기요금이 하락한다면 전력소비량은 늘어날 것이다. 그러나 일반적으로 전력소비에 대한 가격탄력성은 비탄력적이므로 가격 하락 시 전력소비 증가가 크지 않고 피크 부하 관리에 어려움이 크게 증대하지 않으리라고 낙관할 수 있다.¹⁴⁾ 그러나 올해와 같은 기온의 연속·누적 효과가 앞으로도 계속 나타난다면 누진제 완화로 인한 전력소비 증가는 예상치보다 훨씬

12) 신동현·김재혁(2015)은 전력소비 예측오차 감소가 계통한계가격 변동성을 축소할 수 있다는 실증 분석결과를 제시하였다.

13) 전력수요를 과대 예측하게 되면, 발전량도 실제 수요보다 더 많이 결정되어 발전 부문의 온실가스 배출량이 늘어나게 될 것이다.

14) 한국의 전력소비에 대한 가격탄력성에 관한 연구들은 신동현 외(2015)를 참조할 수 있다.

씬 더 클 수 있다. 즉, 기온의 연속·누적 효과와 전기요금 하락이 상호 작용하여 전력소비는 예상보다 증가할 가능성이 있다.¹⁵⁾ 누진제 개편의 시의적절성은 의심할 여지가 없으나 기온 불확실성으로 인한 누진제 개편 효과의 파급력 확대는 반드시 사전에 고려되어야 할 것이다.

또한, 모형평균방법은 일반적인 모형선택 방법보다 전력소비와 기상변수 간 존재할 수 있는 다양한 비선형 관계를 고려하면서 예측 정확도를 향상할 수 있는 좋은 대안이 될 수 있다는 점이다. 특히, threshold regression과 같은 임계변수를 기준으로 모형의 모수가 달라지는 경우뿐만 아니라, 시간에 대한 구조변화가 다양하게 존재하는 경우도 모형평균방법은 분석 시 유용한 대안이 될 수 있다.

본 연구에서 고려하지 못한 기상변수들을 포함하여 일일 최대전력소비를 예측할 수 있을 것이다. 구체적으로 강수량, 구름양(amount of clouds), 일조량 등과 같은 기상변수들을 추가로 활용할 수 있을 것이다. 또한, threshold regression 외 전이함수를 이용하는 smooth transition 회귀모형을 적용하여 서로 다른 비선형 모형 간 모형평균방법을 적용하는 것을 고려할 수 있을 것이다. 임계변수를 특정변수가 아닌 시간으로 간주하고, 시간에 따라 일일 최대전력소비와 기상변수 간 비선형 관계에 구조변화가 발생하는 것도 고려할 수 있을 것이다. 마지막으로 본 연구에서 다루지 않았던 모형평균방법으로 설정 가능한 일일 최대전력소비에 대한 모형들을 결합하여 분석 및 예측을 수행할 수 있을 것이다. 구체적으로 Hansen(2007, 2008)의 Mallows 모형평균방법, Hansen and Raicine(2012)의 Jackknife 모형평균방법 등도

15) 본 연구는 가격 변화가 전력소비에 미치는 효과를 분석하는 연구결과가 아니다. 그러므로 기온의 연속·누적 효과가 전기요금 변화의 영향을 확대할 수 있다는 것은 본인의 주관적인 생각이자 가설임을 밝혀둔다.

일일 최대전력소비 분석 및 예측에 활용할 수 있을 것이다.¹⁶⁾ 이와 같은 개선점들은 이후 연구주제로 남겨둔다.

16) 해당 모형평균방법에 관한 설명과 실증 분석 사례는 신동현·조하현(2016)을 참조할 수 있다.

참고문헌

- 신동현·김재혁, “전력 발전시장의 충격식별과 계통한계가격 변동성 분석: 전력수요 예측오차 충격을 중심으로,” 『응용경제』, 17(2), 121~165, 2015.
- _____. 조하현, “기온의 연속·누적 효과가 일일 최대전력소비에 미치는 영향에 관한 연구,” 『응용경제』, 16(3), 37~76, 2014a.
- _____, “한국 일일 최대전력소비의 기상변수 민감도와 임계 기온에 관한 실증연구,” 『경제연구』, 32(3), 175~212, 2014b.
- _____, “국내 휘발유·경유 소비의 비대칭적 가격탄력성 구조변화에 관한 실증연구,” 『한국경제연구』, 34(2), 5-42, 2016.
- _____. 장민우, “소득 수준에 따른 한국 도시 가구의 전력소비행태 이질성과 전기요금개편 효과 분석,” 『에너지경제연구』, 14(3), 27~81, 2015.
- Aiolfi, M. and Timmermann, A., “Persistence in Forecasting Performance and Conditional Combination Strategies,” *Journal of Econometrics*, 135(1), 31~53.
- Akaike, H., “A new Look at the Statistical Model Identification,” *IEEE Transactions on Automatic Control*, 19(6), 716~213, 1974.
- Bessec, M. and Fouquau, J., “The Non-linear Link between Electricity Consumption and Temperature in Europe: A Threshold Panel Approach,” *Energy Economics*, 30(5), 2705~2721, 2008.
- Buckland, S.T., Burnham, K.P. and Augustin, N.H. “Model Selection:

- An Integral Part of Inference," *Biometrics*, 603~618, 1997.
- Hansen, B.E., "Inference when a Nuisance Parameter is not Identified under the Null Hypothesis," *Econometrica*, 64(2), 413~430, 1996.
- _____, "Threshold Effects in Non-dynamic Panels: Estimation, Testing and Inference," *Journal of Econometrics*, 93(2), 345~368, 1999.
- _____, "Sample Splitting and Threshold Estimation," *Econometrica*, 68(3), 575~603, 2000.
- _____, "Least Squares Model Averaging," *Econometrica*, 75, 1175~1189, 2007.
- _____, "Least-squares Forecast Averaging," *Journal of Econometrics*, 146(2), 342~350, 2008.
- _____, "Threshold Autoregression in Economics," *Statistics and Its Interface*, 4, 123~127, 2011.
- _____ and Racine, J.S., "Jackknife Model Averaging," *Journal of Econometrics*, 167(1), 38~46, 2012.
- Hodrick, R.J. and Prescott, E.C., "Postwar US Business Cycles: An Empirical Investigation," *Journal of Money, Credit, and Banking*, 1~16, 1997.
- Li, X. and Sailor, D.J., "Electricity Use Sensitivity to Climate and Climate Change," *World Resource Review*, 7(3), 334~346, 1995.
- Moral-Carcedo, J. and Vicéns-Otero, J., "Modeling the Non-linear Response of Spanish Electricity Demand to Temperature Variations," *Energy Economics*, 27(3), 477~494, 2005.

- Pardo, A., Meneu, V. and Valor, E., "Temperature and Seasonality Influences on Spanish Electricity Load," *Energy Economics*, 24(1), 55~70, 2002.
- Schwarz, G., "Estimating the Dimension of a Model, " *Annals of Statistics*, 6, 461~464, 1979.
- Sailor D.J., "Relating Residential and Commercial Sector Electricity Loads to Climate Evaluating State Level Sensitivities and Vulnerabilities," *Energy*, 26(7), 645 - ~57, 2001.
- _____ and Muñoz, J.R., "Sensitivity of Electricity and Natural Gas Consumption to Climate in the USA-Methodology and Results for Eight States," *Energy*, 22(10), 987~998, 1997.
- Stock, J.H. and Watson, M.W., "Combination Forecasts of Output Growth in a Seven-Country Data Set," *Journal of Forecasting*, 23, 405~430, 2004.
- _____ and Watson, M.W., "Forecasting with Many Predictors," *Handbook of Economic Forecasting*, 1, 515~554, 2006.
- Valor, E., Meneu, V. and Caselles, V., "Daily Air Temperature and Electricity Load in Spain," *Journal of Applied Meteorology*, 40(8), 1413~1421, 2001.

부록: 모형 추정결과 및 표본외 예측력 비교

〈부표 1〉 일일 최대전력소비 모형 추정결과: 최고 기온과 평균 기온 연속·누적 효과

국면	설명변수	3일		4일		5일		6일		7일	
		평균 기온	연속누적 효과								
1 국면	T_t	-47.19 ^a	(-119)	-24.60 ^a	(-36)	-20.28 ^a	(-50)	-21.47 ^a	(-54)	-20.44 ^a	(-60)
	H_t	-1.42	(-1.10)	-0.99	(-0.57)	-0.83	(-0.7)	0.27	(0.18)	-0.59	(-0.42)
	W_t	-51.57 ^a	(-38)	-25.81	(-1.37)	-14.45	(-0.91)	-8.57	(-0.53)	-4.15	(-0.2)
	$TCE_{i,j,t}$	-6.81 ^b	(-2.2)	-64.10 ^a	(-3.51)	-70.76 ^a	(-4.3)	-92.42 ^a	(-5.04)	-123.8 ^a	(-6.2)
2 국면	T_t	-10.58 ^a	(-2.3)	-37.01 ^a	(-9.91)	-21.25 ^a	(-4.8)	-22.13 ^a	(-7.07)	-25.01 ^a	(-8.4)
	H_t	0.46	(0.4)	-1.67 ^a	(-1.84)	-1.70	(-1.34)	-2.48 ^b	(-2.4)	-2.60 ^a	(-2.7)
	W_t	-29.24 ^b	(-2.01)	-27.72 ^b	(-2.2)	9.59	(0.53)	-1.12	(-0.08)	0.59	(0.05)
	$TCE_{i,j,t}$	-2.07 ^a	(-2.5)	-4.17 ^a	(-2.5)	-22.70 ^a	(-2.74)	-28.08 ^a	(-3.4)	-28.51 ^a	(-4.2)
3 국면	T_t	61.95 ^a	(10.54)	52.14 ^a	(12.2)	26.82 ^a	(7.27)	26.73 ^a	(6.7)	27.55 ^a	(6.2)
	H_t	8.04 ^a	(5.7)	7.27	(5.81)	4.71 ^a	(4.6)	5.06 ^a	(5.0)	4.15 ^a	(3.8)
	W_t	10.80	(0.45)	4.03	(0.18)	23.94	(1.2)	51.94 ^a	(2.7)	21.69	(1.0)
	$TCE_{i,j,t}$	0.01	(0.01)	0.90	(1.1)	5.12	(1.1)	9.54 ^a	(1.8)	11.51 ^b	(2.1)
4 국면	T_t					48.03 ^a	(6.3)	62.91 ^a	(10.47)	66.78 ^a	(10.4)
	H_t					18.38 ^a	(5.1)	20.49 ^a	(5.5)	18.61 ^a	(5.1)
	W_t					-31.60	(-0.7)	-51.37	(-1.2)	-34.40	(-0.7)
	$TCE_{i,j,t}$					1.75	(1.2)	1.40	(0.6)	-0.01	(0.0)
모형 적합도	$R_{i,j,t}$	최고 기온									
	γ	13.5	24.5	8.0	22.6	1.1	8.7	1.2	8.9	1.4	8.9
	$Adj.R^2$	0.62		0.62		0.64		0.66		0.68	
	SIC	13.93		13.92		13.92		13.85		13.80	

주: 'a'는 1%, 'b'는 5%, 'c'는 10% 유의수준을 의미하며 ()의 값은 t값이다. γ 는 일일 최대전력소비의 추정치(°C)이다.

〈부표 2〉 일일 최대전력소비 모형 추정결과: 최고 기온과 최고 기온 연속·누적 효과

국면	설명변수	3일		4일		5일		6일		7일	
		최고 기온	연속누적 효과	최고 기온	연속누적 효과	최고 기온	연속누적 효과	최고 기온	연속누적 효과	최고 기온	연속누적 효과
1 국면	T_t	-23.88 ^a	(-3.12)	-24.44 ^a	(-3.44)	-21.75 ^a	(-3.28)	-30.45 ^a	(-4.91)	-22.21 ^a	(-6.85)
	H_t	-1.40	(-0.85)	-1.32	(-0.77)	-1.82	(-1.12)	-1.42	(-0.95)	-1.56	(-1.41)
	W_t	-51.58 ^a	(-2.95)	-46.08 ^a	(-2.67)	-39.74 ^a	(-2.25)	-39.30 ^b	(-2.45)	-13.95	(-0.90)
	$TCE_{i,j,t}$	-34.34 ^a	(-2.46)	-43.16 ^a	(-3.60)	-65.46 ^a	(-3.38)	-68.90 ^a	(-4.07)	-157.3 ^a	(-8.22)
2 국면	T_t	-39.77 ^a	(-11.66)	-39.36 ^a	(-10.98)	-37.54 ^a	(-9.90)	-31.78 ^a	(-6.54)	-36.13 ^a	(-8.67)
	H_t	-2.08 ^b	(-2.26)	-2.08 ^b	(-2.20)	-2.01 ^b	(-2.20)	-1.80 ^b	(-1.92)	-4.6 ^a	(-3.76)
	W_t	-25.89 ^b	(-2.13)	-25.70 ^b	(-2.12)	-26.70 ^b	(-2.19)	-15.80	(-1.25)	-40.37 ^b	(-2.28)
	$TCE_{i,j,t}$	-1.40	(-1.61)	-2.33	(-1.23)	-7.65 ^c	(-1.71)	-8.13	(-1.62)	-74.62 ^b	(-2.21)
3 국면	T_t	53.75 ^a	(12.5)	51.99 ^a	(12.3)	51.72 ^a	(12.2)	50.35 ^a	(11.4)	24.61 ^a	(6.62)
	H_t	7.32 ^a	(5.98)	7.47 ^a	(6.13)	7.35 ^a	(5.96)	7.18 ^a	(5.68)	3.68 ^a	(4.05)
	W_t	1.16	(0.05)	2.89	(0.13)	5.31	(0.24)	5.86	(0.27)	6.33	(0.35)
	$TCE_{i,j,t}$	-0.13	(-0.15)	1.62	(1.43)	2.59	(1.45)	4.48 ^b	(1.89)	8.66	(1.14)
4 국면	T_t									61.71 ^a	(7.60)
	H_t									16.84 ^a	(5.05)
	W_t									-31.25	(-0.71)
	$TCE_{i,j,t}$									0.34	(0.07)
모형 적합도	$R_{i,j,t}$	최고 기온		최고 기온		최고 기온		최고 기온		최고 기온	
	γ	8.0	22.6	8.0	22.6	8.0	22.6	11.0	22.6	4.1	6.5
	$Adj.R^2$	0.62		0.62		0.63		0.63		0.66	
	SIC	13.92		13.92		13.92		13.90		13.87	

주: 'a'는 1%, 'b'는 5%, 'c'는 10% 유의수준을 의미하며 ()의 값은 t값이다. γ 는 일계기온의 추정치(°C)이다.

〈부표 3〉 일일 최대전력소비 모형 추정결과: 최고 기온과 최저 기온 연속·누적 효과

국면	설명변수	3일		4일		5일		6일		7일	
		최저 기온	연속누적 효과	최저 기온	연속누적 효과	최저 기온	연속누적 효과	최저 기온	연속누적 효과	최저 기온	연속누적 효과
1 국면	T_t	-43.2 ^a	(-10.52)	-39.6 ^a	(-10.46)	-34.4 ^a	(-7.44)	-31.0 ^a	(-8.38)	-32.3 ^a	(-13.11)
	H_t	-0.61	(-0.45)	0.12	(0.09)	1.48	(0.84)	-0.50	(-0.33)	-0.19	(-0.16)
	W_t	-30.8 ^b	(-1.96)	-24.5 ^c	(-1.64)	-23.96	(-1.43)	-24.54	(-1.45)	-1.32	(-0.10)
	$TCE_{i,j,t}$	-15.61 ^a	(-3.08)	-32.6 ^a	(-5.31)	-23.0 ^b	(-2.21)	-51.51 ^a	(-4.20)	-90.58 ^a	(-8.24)
2 국면	T_t	-20.8 ^a	(-3.65)	-21.6 ^a	(-3.85)	-26.4 ^a	(-8.26)	-23.31 ^a	(-7.31)	-15.90 ^a	(-3.79)
	H_t	-0.57	(-0.50)	-0.49	(-0.43)	-0.55	(-0.44)	-1.58	(-1.60)	-1.33	(-1.21)
	W_t	-17.29	(-1.16)	-17.53	(-1.18)	13.73	(0.70)	15.20	(1.17)	-5.64	(-0.42)
	$TCE_{i,j,t}$	-1.49	(-1.13)	-1.88	(-1.38)	-75.6 ^a	(-3.94)	-31.21 ^a	(-3.58)	-3.20	(-0.25)
3 국면	T_t	52.4 ^a	(12.18)	51.7 ^a	(11.61)	-8.87	(-1.56)	20.5 ^a	(3.23)	41.6 ^a	(7.71)
	H_t	7.0 ^a	(5.66)	6.9 ^a	(5.58)	1.11	(0.60)	9.7 ^a	(4.14)	7.5 ^a	(5.14)
	W_t	-0.12	(-0.01)	-2.19	(-0.10)	-7.11	(-0.42)	9.23	(0.33)	7.39	(0.34)
	$TCE_{i,j,t}$	0.52 ^b	(2.04)	1.0 ^a	(1.80)	-15.52	(-0.79)	-5.43	(-0.31)	3.9 ^a	(2.11)
4 국면	T_t					41.2 ^a	(9.62)	44.0 ^a	(9.22)		
	H_t					6.0 ^a	(4.88)	4.7 ^a	(3.48)		
	W_t					-3.74	(-0.18)	-2.61	(-0.10)		
	$TCE_{i,j,t}$					1.53	(1.10)	4.15 ^b	(2.48)		
모형 적합도	$R_{i,j,t}$	최고 기온		최고 기온		최고 기온		최고 기온		최고 기온	
	γ	13.5	22.6	13.6	22.6	-0.6	3.6	0.0	5.8	23	8.0
	$Adj.R^2$	0.62		0.63		0.65		0.65		0.65	
	SIC	13.93		13.90		13.89		13.89		13.84	

주: 'a'는 1%, 'b'는 5%, 'c'는 10% 유의수준을 의미하며 ()의 값은 t값이다. γ 는 임계기온의 추정치(°C)이다.

〈부표 4〉 일일 최대전력소비 모형 추정결과: 최저 기온과 평균 기온 연속·누적 효과

국면	설명변수	3일		4일		5일		6일		7일	
		평균 기온 연속누적 효과		평균 기온 연속누적 효과		평균 기온 연속누적 효과		평균 기온 연속누적 효과		평균 기온 연속누적 효과	
1 국면	T_t	-61.04 ^a	(-2987)	-36.63 ^a	(-6.54)	-26.68 ^a	(-5.21)	-27.71 ^a	(-5.52)	-33.19 ^a	(-7.28)
	H_t	4.38 ^a	(4.87)	3.92 ^a	(2.86)	1.56	(1.36)	2.86 ^c	(1.71)	2.23 ^a	(1.95)
	W_t	-8.53	(-0.71)	-11.92	(-0.75)	-3.29	(-0.22)	0.74	(0.05)	4.50	(0.31)
	$TCE_{i,j,t}$	-0.89	(-1.15)	-51.78 ^a	(-5.33)	-60.81 ^a	(-3.63)	-83.47 ^a	(-4.58)	-99.19 ^a	(-7.73)
2 국면	T_t	42.13 ^a	(12.11)	-18.47 ^a	(-3.71)	-31.98 ^a	(-5.56)	-26.51 ^a	(-5.70)	-18.05 ^a	(-2.65)
	H_t	0.45	(0.38)	1.86 ^b	(2.05)	2.57	(1.57)	0.94	(0.85)	1.00	(0.79)
	W_t	-23.67	(-1.23)	-12.43	(-0.85)	15.29	(0.83)	8.72	(0.58)	11.10	(0.76)
	$TCE_{i,j,t}$	-0.22	(-0.48)	-1.71	(-0.72)	-19.93	(-1.39)	-23.42 ^b	(-2.24)	-46.00 ^b	(-3.01)
3 국면	T_t			37.63 ^a	(5.72)	26.39 ^b	(7.13)	28.37 ^a	(7.24)	27.16 ^a	(6.34)
	H_t			-0.84	(-0.63)	0.30	(0.34)	0.25	(0.26)	-0.91	(-0.88)
	W_t			-17.58	(-0.67)	-3.02	(-0.18)	34.34 ^a	(1.89)	13.65	(0.62)
	$TCE_{i,j,t}$			1.56 ^b	(2.21)	0.63	(0.15)	7.78	(1.49)	7.67	(1.26)
4 국면	T_t					36.50 ^a	(5.78)	47.18 ^a	(7.22)	50.63 ^a	(7.46)
	H_t					12.88 ^a	(3.25)	12.81 ^a	(3.06)	10.22 ^a	(2.61)
	W_t					-55.22	(-1.32)	-87.15 ^b	(-2.06)	-75.07	(-1.62)
	$TCE_{i,j,t}$					2.42	(1.58)	2.23	(0.95)	1.18	(0.37)
모형 적합도	$R_{i,j,t}$	최저 기온									
	γ	11.0		2.0 16.0		1.1 7.1		1.2 8.8		4.7 9.4	
	$Adj.R^2$	0.62		0.63		0.64		0.66		0.67	
	SIC	13.90		13.90		13.91		13.87		13.84	

주: 'a'는 1%, 'b'는 5%, 'c'는 10% 유의수준을 의미하며 ()의 값은 t값이다. γ 는 임계기온의 추정치(°C)이다.

〈부표 5〉 일일 최대전력소비 모형 추정결과: 최저 기온과 최고 기온 연속·누적 효과

국면	설명변수	3일		4일		5일		6일		7일	
		최고 기온 연속누적 효과	()								
1 국면	T_t	-57.34 ^a	(-123)	-56.29 ^a	(-179)	-52.61 ^a	(-160)	-50.36 ^a	(-155)	-39.74 ^a	(-103)
	H_t	5.48 ^a	(4.2)	3.96 ^a	(3.6)	3.25 ^a	(3.12)	3.14 ^a	(3.0)	2.24 ^a	(2.14)
	W_t	-27.78	(-1.6)	-14.93	(-1.1)	-13.42	(-1.0)	-9.67	(-0.7)	-11.67	(-0.9)
	$TCE_{i,j,t}$	-8.64 ^a	(-1.6)	-15.42 ^a	(-3.5)	-25.67 ^a	(-4.9)	-33.45 ^a	(-5.5)	-72.62 ^a	(-6.8)
2 국면	T_t	-9.13 ^c	(-1.6)	37.25 ^a	(9.9)	37.35	(9.0)	35.86 ^a	(11.6)	25.25 ^a	(7.4)
	H_t	1.51	(1.4)	2.01 ^b	(2.0)	2.42 ^b	(2.4)	1.64	(1.6)	-0.40	(-0.4)
	W_t	-10.19	(-0.7)	3.50	(0.2)	2.87	(0.1)	-13.00	(-0.7)	-4.75	(-0.2)
	$TCE_{i,j,t}$	-1.29	(-1.0)	-0.68	(-0.5)	0.23	(0.1)	4.64 ^a	(2.0)	4.76	(0.6)
3 국면	T_t	38.40 ^a	(5.0)	50.75 ^a	(2.8)	50.84 ^a	(2.9)			42.54 ^a	(5.4)
	H_t	-0.79	(-0.8)	-3.44	(-1.4)	-3.57	(-1.2)			10.14 ^a	(2.5)
	W_t	-21.54	(-0.8)	-81.28 ^b	(-2.2)	-71.12 ^c	(-1.8)			-58.09	(-1.3)
	$TCE_{i,j,t}$	1.14 ^b	(2.1)	5.26 ^a	(3.9)	9.43 ^a	(3.3)			3.66	(0.7)
모형 적합도	$R_{i,j,t}$	최저 기온									
	γ	4.6	16.0	8.6	20.9	9.2	20.9	9.4		6.3	15.2
	$Adj.R^2$	0.63		0.63		0.63		0.63		0.64	
	SIC	13.90		13.90		13.90		13.87		13.87	

주: 'a'는 1%, 'b'는 5%, 'c'는 10% 유의수준을 의미하며 ()의 값은 t값이다. γ 는 일계기온의 추정치(°C)이다.

〈부표 6〉 일일 최대전력소비 모형 추정결과: 최저 기온과 최저 기온 연속·누적 효과

국면	설명변수	3일		4일		5일		6일		7일	
		최저 기온	연속누적 효과								
1 국면	T_t	-48.88 ^a	(-9.68)	-49.32 ^a	(-7.74)	-46.96 ^a	(-7.15)	-42.15 ^a	(-9.22)	-42.71 ^a	(-9.82)
	H_t	4.64 ^a	(2.64)	4.95 ^a	(3.12)	4.89 ^a	(2.88)	4.54 ^a	(3.31)	3.82 ^a	(2.90)
	W_t	-3.35	(-0.17)	-20.26	(-1.06)	-16.29	(-0.88)	8.82	(0.55)	2.99	(0.17)
	$TCE_{i,j,t}$	0.56	(0.08)	-16.55 ^c	(-1.93)	-17.42 ^c	(-1.88)	-69.88 ^a	(-5.93)	-70.02 ^a	(-5.25)
2 국면	T_t	-24.29 ^a	(-5.30)	-22.31 ^a	(4.59)	-23.50 ^a	(-3.77)	-14.70	(-2.43)	-15.05 ^b	(-2.32)
	H_t	3.48 ^a	(2.96)	2.93 ^b	(2.06)	3.24 ^a	(2.14)	2.39 ^b	(2.36)	1.28	(1.03)
	W_t	2.53	(0.16)	52.54 ^b	(2.36)	63.49 ^b	(2.48)	-10.97	(-0.79)	24.61 ^c	(1.82)
	$TCE_{i,j,t}$	-46.73 ^a	(-4.57)	-66.82 ^a	(-3.56)	-96.46 ^a	(-3.58)	3.20	(0.97)	-20.27	(-1.38)
3 국면	T_t	30.34 ^a	(10.11)	10.37 ^b	(2.01)	-1.54	(-0.20)	36.22 ^a	(5.46)	14.44 ^b	(2.49)
	H_t	1.53	(1.43)	5.31 ^a	(3.69)	3.14 ^b	(2.26)	-1.45	(-1.03)	4.89 ^a	(3.01)
	W_t	-4.37	(-0.25)	-16.04	(-0.85)	-5.61	(-0.34)	-20.38	(-0.76)	-26.19	(-1.08)
	$TCE_{i,j,t}$	0.33	(1.26)	14.89	(1.37)	-22.10	(-1.56)	3.86 ^b	(2.21)	36.29 ^a	(1.95)
4 국면	T_t			42.68 ^a	(9.71)	39.91 ^a	(9.87)			43.53 ^a	(7.76)
	H_t			-1.53	(-1.32)	-1.42	(-1.26)			-1.74	(-1.22)
	W_t			-23.50	(-0.97)	-23.44	(-1.07)			-13.74	(-0.53)
	$TCE_{i,j,t}$			0.93 ^a	(1.65)	1.36	(0.95)			4.74	(2.30)
모형 적합도	$R_{i,j,t}$	최저 기온									
	γ	-0.1	7.2	0.0	4.0	-0.3	2.8	3.5	16.0	1.4	5.0
	$Adj.R^2$	0.62		0.63		0.65		0.64		0.65	
	SIC	13.94		13.93		13.90		13.87		13.89	

주: 'a'는 1%, 'b'는 5%, 'c'는 10% 유의수준을 의미하며 ()의 값은 t값이다. γ 는 임계기온의 추정치(°C)이다.

〈부표 7〉 분석 모형의 표본외 예측결과 및 모형 적합도 요약

하위 모형	표본외 RMSE	Adj. R ²	AIC	SIC	기온	상대 습도	풍속	TCE (기온 기간)	국면수
(1)	283.26	0.63	13.79	13.83	평균	X	X	X	3
(2)	289.07	0.58	13.92	13.95	최고	X	X	X	3
(3)	287.45	0.61	13.86	13.88	최저	X	X	X	2
(4)	279.90	0.64	13.78	13.83	평균	O	X	X	3
(5)	276.98	0.61	13.86	13.89	최고	O	X	X	2
(6)	283.97	0.62	13.83	13.87	최저	O	X	X	2
(7)	278.45	0.64	13.78	13.85	평균	O	O	X	3
(8)	273.13	0.62	13.84	13.92	최고	O	O	X	3
(9)	285.81	0.62	13.83	13.88	최저	O	O	X	2
(10)	281.71	0.64	13.78	13.88	평균	O	O	평균, 3일	3
(11)	275.37	0.65	13.76	13.86	평균	O	O	평균, 4일	3
(12)	276.01	0.65	13.76	13.85	평균	O	O	평균, 5일	3
(13)	300.04	0.67	13.71	13.84	평균	O	O	평균, 6일	4
(14)	301.14	0.68	13.67	13.82	평균	O	O	평균, 7일	5
(15)	278.20	0.64	13.78	13.88	평균	O	O	최고, 3일	3
(16)	276.23	0.64	13.77	13.87	평균	O	O	최고, 4일	3
(17)	269.14	0.65	13.77	13.86	평균	O	O	최고, 5일	3
(18)	268.17	0.65	13.76	13.85	평균	O	O	최고, 6일	3
(19)	284.25	0.66	13.74	13.86	평균	O	O	최고, 7일	4
(20)	278.76	0.64	13.78	13.88	평균	O	O	최저, 3일	3
(21)	278.19	0.65	13.76	13.86	평균	O	O	최저, 4일	3
(22)	274.75	0.65	13.75	13.88	평균	O	O	최저, 5일	4
(23)	279.84	0.66	13.74	13.87	평균	O	O	최저, 6일	4
(24)	274.91	0.66	13.74	13.86	평균	O	O	최저, 7일	4
(25)	278.04	0.62	13.84	13.93	최고	O	O	평균, 3일	3
(26)	269.23	0.62	13.82	13.92	최고	O	O	평균, 4일	3
(27)	281.79	0.64	13.79	13.92	최고	O	O	평균, 5일	4
(28)	289.62	0.66	13.72	13.85	최고	O	O	평균, 6일	4
(29)	293.33	0.68	13.67	13.80	최고	O	O	평균, 7일	4
(30)	281.63	0.62	13.83	13.92	최고	O	O	최고, 3일	3
(31)	270.03	0.62	13.83	13.92	최고	O	O	최고, 4일	3
(32)	264.05	0.63	13.82	13.92	최고	O	O	최고, 5일	3
(33)	260.77	0.63	13.81	13.90	최고	O	O	최고, 6일	3
(34)	279.88	0.66	13.74	13.87	최고	O	O	최고, 7일	4
(35)	277.30	0.62	13.83	13.93	최고	O	O	최저, 3일	3
(36)	273.67	0.63	13.81	13.90	최고	O	O	최저, 4일	3
(37)	271.51	0.65	13.77	13.89	최고	O	O	최저, 5일	4
(38)	275.74	0.65	13.76	13.89	최고	O	O	최저, 6일	4
(39)	272.22	0.65	13.74	13.84	최고	O	O	최저, 7일	3
(40)	287.41	0.62	13.84	13.90	최저	O	O	평균, 3일	2
(41)	288.93	0.63	13.80	13.90	최저	O	O	평균, 4일	3

단위: mm/h

	하위 모형	표본외 RMSE	Adj. R^2	AIC	SIC	기온	상대 습도	풍속	TCE (기온 기간)	국면수
단 모 형	(42)	295.62	0.64	13.79	13.91	최저	0	0	평균, 5일	4
	(43)	304.81	0.66	13.74	13.87	최저	0	0	평균, 6일	4
	(44)	300.73	0.67	13.71	13.84	최저	0	0	평균, 7일	4
	(45)	312.03	0.63	13.81	13.90	최저	0	0	최고, 3일	3
	(46)	300.61	0.63	13.81	13.90	최저	0	0	최고, 4일	3
	(47)	290.39	0.63	13.80	13.90	최저	0	0	최고, 5일	3
	(48)	272.57	0.63	13.81	13.87	최저	0	0	최고, 6일	2
	(49)	284.83	0.64	13.77	13.87	최저	0	0	최고, 7일	3
	(50)	282.91	0.62	13.84	13.94	최저	0	0	최저, 3일	3
	(51)	285.15	0.63	13.80	13.93	최저	0	0	최저, 4일	4
	(52)	281.97	0.65	13.77	13.90	최저	0	0	최저, 5일	4
	(53)	298.84	0.64	13.77	13.87	최저	0	0	최저, 6일	3
	(54)	282.93	0.65	13.76	13.89	최저	0	0	최저, 7일	4
		평균	282.28							
모 형 평 균	단순평균	267.34								
	절사평균	267.57								
	중간값	271.06								
	RLS	296.95								
	MSE	267.26								
	rank	267.39								
	AIC	248.33								
	SIC	248.33								
	평균	262.47	2783 ^a							

주: a: MSE, MSE의 rank, AIC, SIC의 방법들만의 RMSE 평균값이다

〈부표 8〉 모형평균방법의 가중치

모형	RLS	MSE	rank	AIC	SIC
(1)	0.404	0.018	0.013	0.019	0.019
(2)	-0.098	0.016	0.001	0.020	0.020
(3)	-0.227	0.017	0.001	0.019	0.019
(4)	-0.397	0.019	0.018	0.019	0.019
(5)	0.329	0.017	0.002	0.019	0.019
(6)	-0.111	0.017	0.003	0.019	0.019
(7)	1.356	0.019	0.019	0.019	0.019
(8)	-0.483	0.018	0.003	0.019	0.019
(9)	-0.165	0.018	0.008	0.019	0.019
(10)	-0.720	0.019	0.020	0.019	0.019
(11)	0.700	0.019	0.027	0.018	0.018
(12)	-0.259	0.019	0.029	0.018	0.018
(13)	-1.469	0.020	0.034	0.018	0.018
(14)	0.450	0.021	0.036	0.018	0.018
(15)	-2.415	0.019	0.020	0.019	0.019
(16)	-0.067	0.019	0.022	0.018	0.018
(17)	0.740	0.019	0.026	0.018	0.018
(18)	0.384	0.019	0.028	0.018	0.018
(19)	0.229	0.020	0.033	0.018	0.018
(20)	0.685	0.018	0.015	0.019	0.019
(21)	-0.254	0.019	0.026	0.018	0.018
(22)	-0.113	0.020	0.032	0.018	0.018
(23)	0.810	0.019	0.031	0.018	0.018
(24)	0.147	0.020	0.032	0.018	0.018
(25)	0.643	0.018	0.005	0.019	0.019
(26)	-0.852	0.018	0.012	0.019	0.019
(27)	-0.133	0.019	0.022	0.018	0.018

(28)	1.010	0.020	0.035	0.018	0.018
(29)	0.114	0.021	0.036	0.018	0.018
(30)	0.926	0.018	0.006	0.019	0.019
(31)	0.120	0.018	0.011	0.019	0.019
(32)	-0.117	0.018	0.011	0.018	0.018
(33)	-0.245	0.018	0.013	0.018	0.018
(34)	0.146	0.019	0.024	0.018	0.018
(35)	-0.429	0.018	0.007	0.019	0.019
(36)	0.034	0.018	0.014	0.019	0.019
(37)	0.246	0.019	0.021	0.018	0.018
(38)	-0.717	0.019	0.030	0.018	0.018
(39)	0.047	0.019	0.030	0.018	0.018
(40)	0.425	0.018	0.010	0.019	0.019
(41)	-0.196	0.018	0.016	0.019	0.019
(42)	0.125	0.018	0.017	0.019	0.019
(43)	0.551	0.020	0.034	0.018	0.018
(44)	0.003	0.019	0.023	0.018	0.018
(45)	0.198	0.018	0.009	0.019	0.019
(46)	0.514	0.018	0.005	0.019	0.019
(47)	0.074	0.018	0.007	0.019	0.019
(48)	-0.935	0.018	0.015	0.019	0.019
(49)	-0.104	0.018	0.018	0.018	0.018
(50)	-0.161	0.018	0.004	0.019	0.019
(51)	0.131	0.018	0.009	0.019	0.019
(52)	0.074	0.019	0.024	0.018	0.018
(53)	0.199	0.019	0.025	0.018	0.018
(54)	-0.151	0.019	0.028	0.018	0.018
가중치 합계	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000

신 동 현

現 에너지경제연구원 부연구위원

<주요 저서 및 논문>

“국내 휘발유·경유 소비의 비대칭적 가격탄력성 구조변화에 관한 실증연구,”
『한국경제연구』, 34(2), 2016.(조하현 공저)

“고령화·도시화와 변동성이 수송 부문 에너지소비에 미치는 효과에 관한
연구: 78개 국가의 패널 자료 분석”, 『에너지경제연구』, 14(2), 2015.
“구조변화를 고려한 우리나라 전력소비의 변동성 증가에 관한 연구”,
『에너지경제연구』, 13(2), 2014.(조하현, 장민우 공저)

수시연구보고서 16-05

전력소비 변동성에 대한 기온의 연속·누적 효과 분석: 전력시장 안정화 및 온실가스 저감을 위한 시사점

2016년 9월 30일 인쇄

2016년 9월 30일 발행

저 자 신 동 현

발행인 박 주 현

발행처 에너지경제연구원

44543 울산광역시 중가로 405-11

전화: (052)714-2114(대) 팩시밀리: (052)-714-2028

등 록 1992년 12월 7일 제7호

인 쇄 (사)한국척수장애인협회 인쇄사업소 (031)424-9347

© 에너지경제연구원 2016 ISBN 978-89-5504-575-8 93320

* 과본은 교환해 드립니다.



KOREA ENERGY ECONOMICS INSTITUTE

