



일일 최대전력소비 변동성과 기온의 연속·누적 효과 간 관계 분석¹⁾

신 동 현 에너지경제연구원 부연구위원 (dhshin@keei.re.kr)

1. 서론

2012년 공급예비율이 5%까지 하락하여 전력수급 계획과 관리에 큰 어려움을 겪었으나, 공급이 안정화 되고 수요 관리가 강화되면서 2014년부터는 공급예비율이 10% 내외를 유지하고 있다.²⁾ 이와 같은 공급 안정화가 유지된다면 전력소비와 관련된 정책은 수요의

안정화 측면에 중점을 두는 것이 바람직하다. 전력 수요 안정화는 전력소비의 변동성(volatility) 안정화를 의미한다.

전력소비의 변동성에 영향을 주는 가장 중요한 요인은 기온이다. 기온의 불확실성이 증가하면 전력소비의 불확실성도 증가한다. 즉, 기온의 변동성 증가는 전력소비의 변동성으로 전이된다. <표 1>은

<표 1> 최근 3년간 여름철 전력소비와 기온의 변동성 추이

연도	전력소비		평균 기온	
	평균(10MW)	분산	평균(℃)	분산
2014	6,669	326,821	25.7	3.4
2015	6,892 (3.4%)	356,587 (9.1%)	26.1 (1.5%)	3.4 (-2.7%)
2016	7,431 (7.8%)	529,127 (48.4%)	27.7 (6.5%)	6.6 (97.6%)

주: ()은 전년대비 증가율을 의미

자료: 전력통계정보시스템(<http://epsis.kpx.or.kr>)의 자료를 재계산

1) 본고는 신동현, “전력소비 변동성에 대한 기온의 연속·누적 효과 분석: 전력시장 안정화 및 온실가스 저감을 위한 시사점,” 에너지경제연구원(2016)의 주요 내용을 요약한 것이다.

2) 공급예비율은 “(발전량 - 전력소비량)/발전량”으로 구체적인 수치는 전력통계정보시스템(<http://epsis.kpx.or.kr>)을 참조할 수 있다.



2014년부터 2016년까지 최근 3년간 7, 8월 전력 소비와 기온의 평균과 분산을 정리한 것이다.³⁾ 여기서 분산은 각 자료의 비조건부 분산(unconditional variance)으로 변동성을 나타낸다. <표 1>에서 알 수 있듯이, 전력소비와 기온의 변동성이 2016년에 전년대비 매우 증가하였다. 구체적으로 2016년을 기준으로 전력소비의 분산은 48.4%, 기온의 분산은 97.6% 전년대비 증가하였는데, 이는 2015년의 전년대비 증가율을 크게 웃돈다.

이처럼 기온의 변동성과 전력소비의 변동성 변화가 유사함에도 불구하고, 두 변동성 간의 관계에 관한 연구는 부족하다. 즉, 기온의 변동성 변화를 전력소비 변동성 예측에 활용하는 방법 또는 모형뿐만 아니라, 전력소비 변동성 예측 시, 이용할 수 있는 기온의 변동성에 관한 지표에 관한 분석도 부족한 상황이다.

이에, 본고는 수요 관리에 가장 중요한 전력소비량으로 일일 최대전력소비의 변동성에 미치는 기온 변동성의 영향을 분석하고자 한다. 더 나아가, 일일 최대전력소비의 변동성을 설명 또는 예측하고자 할 때, 기온의 변동성을 나타낼 수 있는 구체적인 지표를 제시한다. 여기서 전력소비와 기온을 비롯한 설명변수 사이에 존재하는 다양한 형태의 비선형 관계를 포괄적으로 고려하는 분석방법을 적용한다. 이를 통해, 일일 최대전력소비 변동성에 대한 예측력 향상과 변동성 안정화를 위한 시사점을 찾는 것이 본고의 목적이다. 본고의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 분석자료를 설명하고, 3절에서는 일일 최대전력소비 변동성과 기온 간 비선형 관계를 표현할 수 있는 모형과 분석방법을 제시한다. 4절에서는 분석결과를 논의하고, 마지막으로 결론

및 시사점을 정리한다.

2. 분석자료

가. 일일 최대전력소비의 변동성

일일 최대전력소비를 시계열(time series) 관점에서 볼 때, 추세(trend), 순환(cycle), 주기적 요인 등으로 분해할 수 있다. 이때, 추세는 시간 추세와 같은 확정적(deterministic) 추세 또는 확률적(stochastic) 추세로 가정하고 각 추세에 맞는 방법에 따라 제거할 수 있다. 추세 제거된 일일 최대전력소비에서 주기적 요인을 빼면 일일 최대전력소비의 순환 요인이 남게 되며, 이를 일일 최대전력소비의 변동성으로 간주할 수 있다. 일일 최대전력소비의 주기적 요인은 계절에 따라 나타나는 계절성(seasonality), 요일에 따라 나타나는 요일 효과(working day effect) 등이 있다. 여기서, 후자는 생산 활동 여부와 관계되는 것으로 평일과 공휴일의 전력소비 패턴이 달라지는 예가 대표적이다.

그러므로 일일 최대전력소비의 주기적 요인은 특정 계절과 요일을 나타내는 가변수(dummy variable)를 정의하고 회귀모형에 반영하여 추출 또는 제거할 수 있다. 즉, 추세 제거된 일일 최대전력소비를 종속변수로 두고, 계절성과 요일 효과를 표현하는 가변수를 설명변수로 하는 회귀모형을 추정한다. 다음으로 추정된 회귀계수를 이용한 잔차(residual)를 일일 최대전력소비의 순환 요인 또는 변동성으로 간주할 수 있다. 이상의 설명을 표현한 것이 아래 식(1)이다.

3) 2016년의 8월 자료는 25일까지 자료를 이용하여 분석하였다.



일일 최대전력소비 변동성과 기온의 연속·누적 효과 간 관계 분석

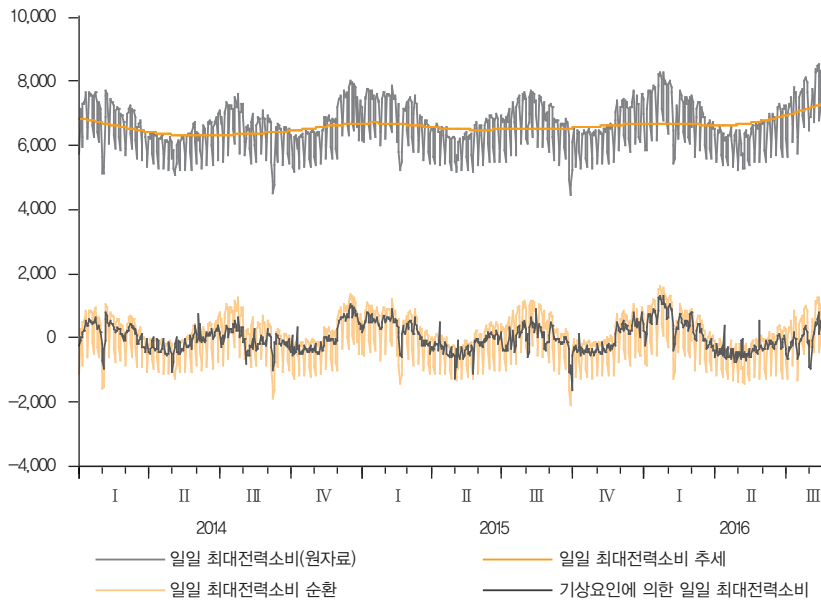
$$ME_t^C = ME_t^{DT} - \hat{\alpha} - \hat{\beta}_1 D_t^{sat} - \hat{\beta}_2 D_t^{sun} - \hat{\beta}_3 H_t - \hat{\beta}_4 H^b - \hat{\beta}_5 H_t^a - \hat{\beta}_6 M_t^7 - \hat{\beta}_7 M_t^8 \quad (1)$$

여기서, ME_t^{DT} 는 추세 제거된 일일 최대전력소비이다.⁴⁾ 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. 또한, $\hat{\cdot}$ 는 추정된 회귀계수를 의미한다. 즉, 일일 최대전력소비 변동성 ME_t^C 는 확률적 추세가 제거된 ME_t^{DT} 에 대해서 상수항, 요일 가변수 및 7, 8월 가변수 등을 설명변수로 하는 회귀모형의 잔차로

계산할 수 있다.

[그림 1]은 일일 최대전력소비의 변동성, 추세, 요일 효과를 나타낸 것이다.⁵⁾ [그림 1]에서 알 수 있듯이 가변수로 나타낸 토요일, 일요일, 공휴일, 공휴일 전·후는 일일 최대전력소비가 감소한다. 이는 해당일에는 생산 활동 감소가 전력소비 하락을 유발하기 때문이다. 물론, 해당일에 휴식과 여가 활동으로 가정과 상업 부문의 전력소비가 증가할 수도 있으나 산업 부문의 전력

[그림 1] 일일 최대전력소비의 변동성



주: 표본기간은 2014년 1월 1일부터 2016년 8월 25일까지이다.

자료: 일일 최대전력소비에 관한 자료는 전력통계정보시스템(<http://epsis.kpx.or.kr>)으로부터 구한 것이다.

4) 추세 제거(detrending)는 Hodrick and Prescott(1997)의 방법으로, 회귀 계수 추정방법은 OLS(Ordinary Least Squares) 방법을 적용하였다.

5) 식1)의 추정결과는 신동현(2016)의 pp.14를 참조할 수 있다.



소비 감소만큼 크지 않음을 [그림 1]에서 알 수 있다. 계절적 요인으로 7, 8월의 일일 최대전력소비가 증가하는데 7월 말과 8월 초에 집중되는 휴가 동안 산업 부문에서 전력소비가 감소할 수 있으나 전반적으로 가정 및 상업 부문에서 이를 상쇄하고 남은 정도로 전력소비가 증가하기 때문이다. 아울러, 동·하계 동안 추세, 요일 효과 등이 제거된 일일 최대전력소비 변동성도 증가하는데 이는 기온과 일일 최대전력소비 간 비선형 관계가 존재함을 보여준다.

나. 기온의 연속·누적 효과

$$TCE_{t,i,j} = T_{t,i,j}^{ma} / T_{t,i,j}^{ms}, \quad i = 3, 4, \dots, 7, \quad j = \text{mean, max, min.} \quad (2)$$

신동현·조하현(2014)에서 제안한 기온의 연속·누적 효과는 기온의 평균과 기온의 표준편차를 이용하여 식(2)와 같이 표현할 수 있다.

여기서, $TCE_{t,i,j}$ 는 j 기온과 i 기간에 대응되는 기온의 연속·누적 효과를, $T_{t,i,j}^{ma}$ 는 j 기온의 i 기간 동안 이동평균을, $T_{t,i,j}^{ms}$ 는 j 기온의 i 기간 동안 이동 표준편차를 의미한다. j 는 평균, 최고, 최저 기온을 나타낸다. 직관적으로 기온의 연속·누적 효과는 특정 기간(i) 동안 일정 수준의 기온(T^{ma})이 어느 정도 편차(변동성, T^{ms})를 가지고 지속하였는지 나타낸다. 이와 같은 개념에는 기온의 평균과 분산이 모두 포함되는데, 기온의 평균은 기온의 변동성에 대한 조건으로 해석할 수 있다. 즉, 기온의 변동성이 비슷하더라도 기온의 수준이 다르다면 그 효과는 달라질 수 있음을 반영한 것이다.

예를 들어, 4일 동안 평균 기온이 15℃, 15℃, 15℃, 15℃로 지속한 경우와 33℃, 33℃, 33℃, 33℃로 나타난 경우에 기온의 변동성은 같지만, 그 효과는 달라질 수 있다. 전자의 경우, 기온의 변동성이 일일

기온의 변동성이 일일 최대전력소비의 변동성에 영향을 주는지 분석하기 위해서는 일일 최대전력소비의 변동성을 정의한 것처럼 기온의 변동성도 지표로 나타내야 한다. 가장 간단하게 기온의 변동성을 기온의 분산으로 표현할 수 있다. 그러나 신동현·조하현(2014)은 기온의 분산만을 일일 최대전력소비에 관한 회귀모형에 반영하는 것은 적절하지 않다는 실증 분석결과를 제시하고 있다. 대신, 기온의 분산과 평균을 결합한 지표를 기온의 연속·누적 효과로 정의하고 일일 최대전력소비의 변동성을 분석하거나 예측할 때 활용할 것을 제안하고 있다.

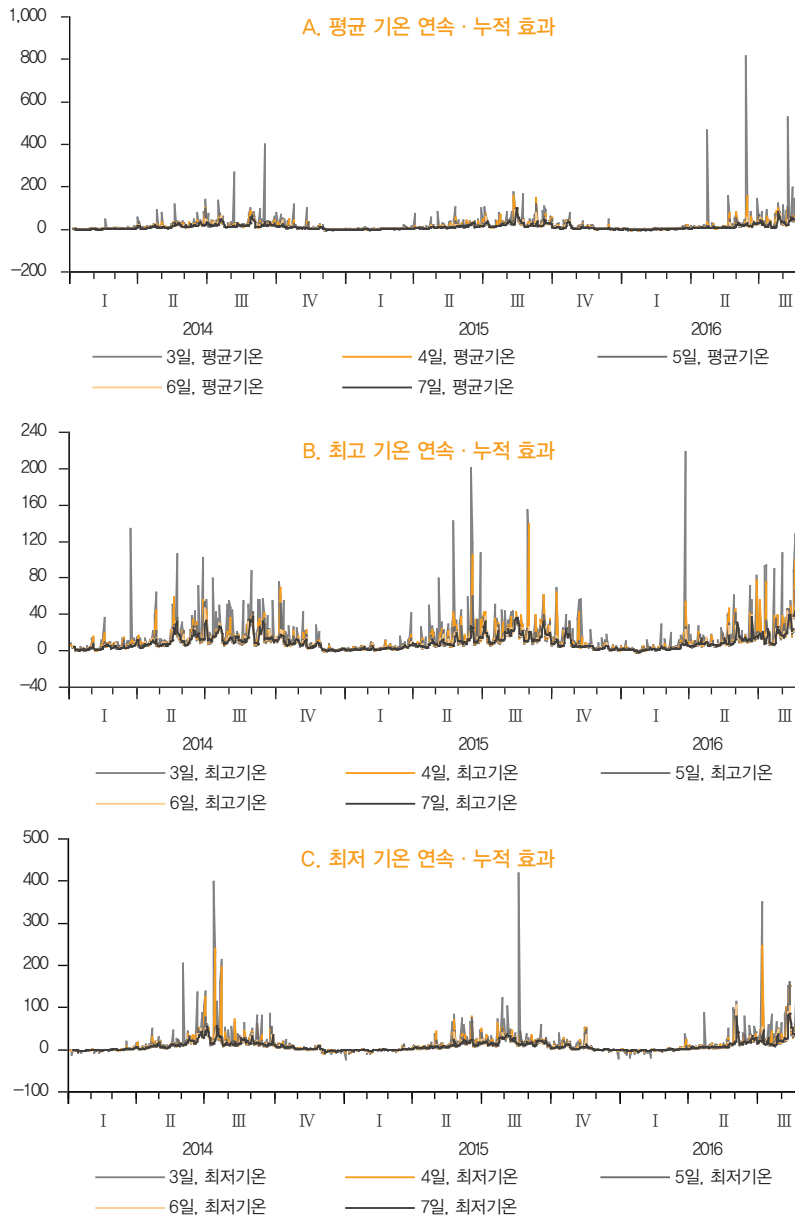
최대전력소비 변동성에 아무런 영향을 줄 수 없지만, 후자의 경우 상반된 두 가지 방식으로 기온의 변동성이 일일 최대전력소비 변동성 변화를 일으킬 수 있다. 즉, 무더운 기온에 적응하여 일일 최대전력소비의 변동성이 하락할 수 있고, 무더운 기온이 연속되고 누적되어 일일 최대전력소비의 변동성이 더욱 증가할 가능성도 있다.

본고에서도 기온의 연속·누적 효과는 신동현·조하현(2014)에서 제시한 방법을 따른다. 단, 신동현·조하현(2014)에서는 이동 평균 또는 표준편차 기간을 4일로 하고 평균 기온만을 이용하였으나, 본고에서는 그 기간을 3~7일까지 두고, 평균 기온과 함께 최고 및 최저 기온까지 고려하였다. 왜냐하면, 계절이나 기온의 종류에 따라 기온의 연속·누적 효과를 정의할 때, 이동 평균 또는 표준편차의 기간이 하나라고 가정하는 것이 더 합리적이기 때문이다. 아울러, 평균 기온뿐만 아니라 최고 및 최저 기온이 일일 최대전력소비와 밀접한 관련이 있을 가능성도 있다. 특히, 여름 또는 겨울 동안 일일



일일 최대전력소비 변동성과 기온의 연속·누적 효과 간 관계 분석

[그림 2] 기온의 연속·누적 효과 변화



주: 표본기간은 2014년 1월 1일부터 2016년 8월 25일까지이다.

자료: 일일 최대전력소비에 관한 자료는 전력통계정보시스템(<http://epsis.kpx.or.kr>)으로부터, 기온은 기상청 국가기후데이터센터(<http://sts.kma.go.kr>)로부터 구하여 기온의 연속·누적 효과를 계산한 것이다.



최대전력소비는 최고 또는 최저 기온으로 설명하는 것이 타당하다고 판단된다.

위의 [그림 2]는 2014년 1월 1일부터 2016년 8월 25일까지 기온의 종류와 이동 기간에 따른 기온의 연속·누적 효과를 나타낸 것이다. 절대 크기로 봤을 때, 최고 기온과 최저 기온의 연속·누적 효과는 평균 기온에 비해 작아 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 기온이 크게 상승 또는 하락하는 동·하계에는 평균 기온보다 최고 또는 최저 기온의 연속·누적 효과가 일일 최대전력소비의 변동성에 더 큰 영향을 줄 가능성이 존재한다.

기온의 연속·누적 효과 이외에 일일 최대전력소비 변동성에 영향을 줄 수 있는 요인으로 기온, 상대습도, 풍속을 고려하였다. 기온의 연속·누적 효과와 마찬가지로 기온은 평균 기온, 최고 기온, 최저 기온으로 구분하였고, 상대습도와 풍속은 평균 수치를 이용하였다.⁶⁾

3. 모형 및 분석방법

가. 다국면 threshold regression

전력소비와 기온 사이에는 임계 기온을 중심으로 두 변수 간 관계가 달라지는 비선형 관계가 존재하기 때문에 비선형 회귀모형을 이용하거나, 기온을 비선형 변환

하여 두 개 이상으로 구분한 후, 선형 회귀모형을 적용해야 한다. 후자의 대표적인 방법이 기온을 임계 기온을 기준으로 난방도일(HDD, Heating Degree Day)과 냉방도일(CDD, Cooling Degree Day)로 구분하는 것이다. HDD와 CDD를 이용하는 것은 분석 과정이 간단하다는 장점은 존재하나, 임계 기온의 주관적 또는 외생적 설정이라는 문제점이 존재한다. 이러한 문제점은 HDD와 CDD를 정확하게 도출하는 것과 이를 이용한 분석결과에 대한 신뢰성 보장을 어렵게 한다.

반면, 비선형 회귀모형을 이용하는 방법 중에서 임계 기온을 내생적으로 동시에 추정하는 방법은 분석 과정이 다소 복잡하나, 연구자의 주관을 최대한 배제하여 도출된 결과에 대한 정확성과 객관성이 통계적 근거에 의하여 보장된다. 그러므로 본고에서는 다국면 threshold regression을 이용하여 주어진 자료에만 근거하여 임계 기온을 추정하고, 일일 최대전력소비의 변동성과 기온 간 비선형 관계를 분석한다.

분석에 사용된 모형은 전체 54개로 설명변수의 종류에 따라 4개의 그룹으로 분류할 수 있다. 구체적으로 일일 최대전력소비 변동성에 대해서 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 아래의 식(3)~(6)으로 나타낼 수 있다.

6) 기온과 다르게 상대습도와 풍속에서 최고 또는 최저 수치를 고려하지 않은 것은 상대습도와 풍속도 주어진 기온 하에서 일일 최대전력소비에 영향을 주기 때문이다. 따라서 최고 및 최저 상대습도 또는 풍속을 고려하면 기온과 상관없는 시점에 발생하는 경우가 많아 대표성이 확보되지 않는 문제가 발생한다.



$$ME_t^C = (\beta_{0,j} + \beta_{1,j}T_{j,t})I[R_{1,j,t} \leq \gamma_{1,j}] + (\beta'_{0,j} + \beta'_{1,j}T_{j,t})I[R_{1,j,t} > \gamma_{1,j}] + \varepsilon_{1,j,t} \quad (3)$$

$$ME_t^C = (\beta_{0,j} + \beta_{1,j}T_{j,t} + \beta_{2,j}H_t)I[R_{2,j,t} \leq \gamma_{2,j}] + (\beta'_{0,j} + \beta'_{1,j}T_{j,t} + \beta'_{2,j}H_t)I[R_{2,j,t} > \gamma_{2,j}] + \varepsilon_{2,j,t} \quad (4)$$

$$ME_t^C = (\beta_{0,j} + \beta_{1,j}T_{j,t} + \beta_{2,j}H_t + \beta_{3,j}W_t)I[R_{3,j,t} \leq \gamma_{3,j}] + (\beta'_{0,j} + \beta'_{1,j}T_{j,t} + \beta'_{2,j}H_t + \beta'_{3,j}W_t)I[R_{3,j,t} > \gamma_{3,j}] + \varepsilon_{3,j,t} \quad (5)$$

$$ME_t^C = (\beta_{0,i,j} + \beta_{1,i,j}T_{j,t} + \beta_{2,i,j}H_t + \beta_{3,i,j}W_t + \beta_{4,i,j}TCE_{i,j,t})I[R_{4,i,j,t} \leq \gamma_{4,i,j}] + (\beta'_{0,i,j} + \beta'_{1,i,j}T_{j,t} + \beta'_{2,i,j}H_t + \beta'_{3,i,j}W_t + \beta'_{4,i,j}TCE_{i,j,t})I[R_{4,i,j,t} > \gamma_{4,i,j}] + \varepsilon_{4,i,j,t} \quad (6)$$

여기서, ME_t^C 는 추세와 주기적 요인이 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. 하첨자 j 는 평균(mean), 최고(max) 및 최저(min) 기온을 나타내며, i 는 이동 평균 또는 이동 표준편차의 기간으로 3~7일이고, $I[\cdot]$ 는 $[\cdot]$ 안이 성립하면 1, 그렇지 않으면 0인 지시함수(indicator function)를 뜻한다.

식(3)~(6)에서 $\gamma_{i,j}$ 는 임계변수의 크기로 국면을 분리하는 기준이 된다. 예를 들어, HDD와 CDD를 결정하는 18℃ 또는 24℃와 같은 기온 수준이 $\gamma_{i,j}$ 이며, 기온이 임계변수 $R_{k,i,j}$ 가 된다. threshold regression 모형의 가장 큰 특징은 임계변수의 크기 $\gamma_{i,t}$ 를 외생변수

로 주어진 것으로 보지 않고, 통계적 절차에 따라 모형의 다른 변수들과 함께 추정한다는 것이다.

모형의 추정 과정은 간단하게 3단계로 요약할 수 있다. 1단계로 임계변수를 선택하고 크기대로 나열한 후, 특정 상위와 하위에 해당하는 기온은 배제한다.⁷⁾ 이는 임계변수를 중심으로 표본 수를 구분하면서 모형 추정이 가능한 정도의 하위 표본을 얻기 위함이다. 2단계로 상·하위 절사된 임계변수를 모두를 잠재적인 임계변수의 추정치로 간주하고 임계변수를 중심으로 구분된 두 개의 하위 표본에 대해서 회귀모형을 각각 추정하고 잔차의 제곱합을 계산한다. 3단계에서는 잔차의 제곱합이 최소가 되는 임계변수의 크기를 임계변수의 추정치로 결정하고, 다른 설명변수에 대한 추정치를 최종적인 분석결과로 결정한다.

임계변수의 크기가 반드시 하나로 선택될 필요가 없

7) 본고에서는 상위 및 하위 15%만큼 자료를 배제하였다.



으므로 본고에서는 최대 4개의 임계변수의 크기가 추정될 수 있다고 가정하고 분석을 진행하였다. 분석 과정은 임계변수의 통계적 유의성이 확보되지 않을 때까지 앞의 3단계를 반복하여 진행하게 된다.⁸⁾ 마찬가지로 여러 변수 중에서 임계변수를 선택할 때, 모형에 포함된 모든 변수를 임계변수로 고려하고, 모형의 정보기준에 근거하여 최종적인 임계변수를 선정하였다.⁹⁾

나. 모형평균방법

본고에서 고려한 모형의 수는 54개이다. 모형의 수가 크게 늘어 난 것은 기온의 종류와 이동 평균 및 표준 편차의 기간 수가 동시에 증가하였기 때문이다. 54개의 모형 중에서 일일 최대전력소비의 변동성에 가장 적합한 하나의 모형을 선택할 수 있다. 선택 기준은 모형의 설명력이나 예측력이 될 수 있다. 이 경우에 선택된 모형 이외에 나머지 모형들이 가지는 정보는 버려지게 되는데, 본고에서는 이 정보를 활용하여 일일 최대전력소비의 예측력을 향상할 수 있는지를 검토하였다. 이를 위해 다수의 모형을 중요도에 따라 가중 평균하는 방법인 모형평균방법(model averaging methods)을 활용하였다.

식(6)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 개

의 모형 중에서 m 번째 모형을 선택하는 문제와 같다. 모형 선택 시 AIC(Akaike Information Criterion; Akaike, 1974), SIC(Schwarz Information Criterion; Schwarz, 1978)와 같은 정보기준을 이용할 수 있고, 만약 예측력 측면에서 모형을 선택하고자 한다면 RMSE(Root Mean Square Error)를 선택 기준으로 삼을 수 있다.

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).

$\hat{\mathbb{B}}_p$ 에 대한 가중치 $p \times 1$ 벡터를 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 예측 오차, 정보기준과 같은 통계량에 따라 W_p 의 원소 중 하나를 1, 나머지를 0으로 두는 방법이다.

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

8) 다국면 threshold regression에 대한 추정 방법, 통계적 유의성 검정에 대한 자세한 내용은 Hansen(1996, 1999, 2000, 2011)을 참조할 수 있다.

9) 구체적으로 정보기준인 SIC가 가장 작은 경우에 대응되는 임계변수를 선택하였다.



를 포함한다.

그러므로 모형평균방법은 각 모형을 추정하고, 각 모형에 대한 가중치를 계산하여야 한다. 가장 간단한 방법으로는 각 모형에 같은 가중치를 부여하거나, 각 모형으로부터 구해진 예측치 $ME_{p,t+h}^C$ 중에서 중위값을 선택하는 것을 고려할 수 있다. 또한, 각 모형의 적합치(fitted value)를 설명변수로 하고 실제치에 대한 회귀

모형을 설정하고 OLS를 통해서 가중치를 계산할 수 있다. 이때, 회귀모형의 모수의 합은 1이라는 제약 하에서 RLS(Restricted Least Squares)를 수행한다.¹⁰⁾

모형평균을 위한 가중치를 계산하는 방법으로 Stock and Watson(2004)은 각 모형의 MSE(Mean Squared Error)를 이용하여 다음과 같은 가중치 w_m^{mse} 를 설정할 것을 제안하고 있다.

$$w_m^{mse} = \frac{1/(MSE_q)^h}{\sum_{q=1}^p 1/(MSE_q)^h} \quad (7)$$

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 모형의 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(8), 식(9)로 각각 나타낼 수 있다.

$$w_m^{AIC} = \frac{\exp(-AIC_k/2)}{\sum_{k=1}^p \exp(-AIC_k/2)} \quad (8)$$

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

본 연구에서도 단순평균, 절사평균, 중위값, RLS, MSE, MSE의 rank, AIC, SIC를 이용하는 8가지의 방

법으로 가중치를 계산하고 모형평균방법을 적용하였다. 여기서, 절사평균은 상·하위 15%에 해당하는 예

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



측치를 만들어내는 모형들을 배제하고, 나머지 모형들에 대해서 같은 가중치를 부여하는 방법을 이용하였다.

본고는 이상에서 설명한 모형평균방법을 활용하여 기온과 기온의 연속·누적 효과 종류, 다른 기상변수 반영 여부 등에 따라 일일 최대전력소비의 변동성에 관한 모형이 달라질 수 있음을 고려한다. 이를 통해서, 모형의 설명력과 예측력이 향상될 수 있는지 고찰한다.

4. 실증 분석결과

가. 일일 최대전력소비 변동성에 대한 기온의 연속·누적 효과

〈표 2〉~〈표 4〉는 평균 기온을 설명변수로 하면서, 기온의 연속·누적 효과의 종류에 따라 달라지는 일일

〈표 2〉 일일 최대전력소비 모형 추정결과: 평균 기온과 평균 기온 연속·누적 효과

국면	설명 변수	3일 평균 기온 연속·누적 효과	4일 평균 기온 연속·누적 효과	5일 평균 기온 연속·누적 효과	6일 평균 기온 연속·누적 효과	7일 평균 기온 연속·누적 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)
	$TCE_{i,j,t}$	-5.67 ^c (-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)
	$TCE_{i,j,t}$	-1.47 ^c (-1.94)	-4.70 ^a (-2.71)	-5.76 ^a (-2.41)	-20.05 ^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)
	$TCE_{i,j,t}$	-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)
	$TCE_{i,j,t}$				1.53 (0.65)	38.46 (3.22)
5 국면	T_t					61.18 ^a (9.16)
	H_t					14.05 ^a (3.80)
	W_t					-68.35 (-1.50)
	$TCE_{i,j,t}$					0.22 (0.07)
모형 적합도	$R_{i,j,t}$	평균 기온 4.0 17.5	평균 기온 4.0 16.0	평균 기온 4.0 15.6	평균 기온 1.2 8.8	평균 기온 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 () 값은 t값이다. γ 는 일일평균기온의 추정치(℃)이다.



일일 최대전력소비 변동성과 기온의 연속·누적 효과 간 관계 분석

최대전력소비 변동성에 대한 식(6)의 추정결과이다.¹¹⁾ <표 2>에서 평균 기온을 이용한 기온의 연속·누적 효과는 임계 기온 이하에서는 일일 최대전력소비 변동성과 음의 관계가 존재하고, 임계 기온 이상에서는 양의 관계인 것으로 나타났다. 이는 기온과 마찬가지로 일정 기온 이하 또는 이상의 기온이 연속적으로 누적되면 일일 최대전력소비 변동성이 증가한다는 것을 의미한다.

또한, 이동 평균 또는 표준편차 기간이 길어질수록 일일 최대전력소비 변동성에 미치는 영향이 커지고 있음을 확인할 수 있다. 특히, <표 2>에서 임계 기온 이상의 국면에서 5일 이하 기온의 연속·누적 효과는 일일 최대전력소비 변동성에 유의한 영향을 주지 않는다. 반면, 6일 이상 동안 기온의 연속·누적 효과는 일일 최대전력소비 변동성을 변화시키는 것으로 나타났다. 7일

<표 3> 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 (-6.94)	-40.03 ^a (-6.39)	-35.75 ^a (-6.20)	-35.10 ^a (-5.36)	-31.19 ^a (-8.83)
	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 (-2.67)	-36.56 ^b (-2.48)	-31.93 ^b (-2.15)	-30.60 ^b (-2.10)	-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)	-136.55 ^a (-7.44)
2 국면	T_t	-42.00 ^a (-8.23)	-40.03 ^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 ^c (-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 ^c (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 ^c (1.75)	2.84 ^c (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)
모형 적합도	$R_{i,j,t}$	평균 기온 4.0 15.7	평균 기온 4.0 16.0	평균 기온 4.0 15.7	평균 기온 4.0 15.5	평균 기온 4.0 6.3
	γ					15.2
	$Adj.R^2$	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 임계기온의 추정치(℃)이다.

11) 모형에서 종속변수는 추세, 계절적 요인, 요일 효과 등이 제거된 일일 최대전력소비 변동성임을 유의할 필요가 있다. 또한, 나머지 모형들에 대한 자세한 추정결과는 산동현(2016)을 참조할 수 있다.



동안 기온의 연속·누적 효과를 포함하는 모형이 국면의 수도 가장 많고, 모형 적합도 측면에서 가장 나은 것으로 분석되었다.

〈표 3〉은 일일 최대전력소비 변동성에 대한 최고 기온의 연속·누적 효과를 포함하는 모형의 추정결과이다. 대체로, 일일 최대전력소비 변동성과 기온 간 음의 관계가 존재하는 일정 기온 이하에서는 기온의 연속·누적 효과가 일일 최대전력소비 변동성에 유의한 영향을 준다. 반면, 일정 기온 이상에서는 4~6일간 이동 평균 또는 표준편차를 이용한 최고 기온 연속·누적 효과만이 일일 최대전력소비 변동성을 변화시킨다. 이는 3

일의 기간은 최고 기온의 연속·누적 효과를 발생시킬 수 있는 충분한 기간이 아니며, 7일 동안의 최고 기온 연속·누적 효과도 일일 최대전력소비 변동성에 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 4〉는 최저 기온 연속·누적 효과를 설명변수로 하는 일일 최대전력소비 변동성에 대한 회귀모형의 추정결과이다. 추정결과는 평균 기온 또는 최고 기온의 연속·누적 효과를 포함하는 경우와 일관적이다. 즉,

〈표 4〉 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)	-46.85 ^a (-10.40)	-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 (1.60)
	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	평균 기온	평균 기온	평균 기온	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 임계기온의 추정치(℃)이다.



〈표 5〉 단일모형과 모형평균방법 간 표본외 예측력 비교

	하위 모형	표본외 RMSE	$Adj.R^2$	AIC	SIC	기온	상대 습도	풍속	TCE (기온, 기간)	국면수
단 일 모 형	(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								
모 형 평 균	단순평균	267.34 (1.03)								
	절사평균	267.57 (1.03)								
	중간값	271.06 (1.04)								
	RLS	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 표본외 RMSE의 비율을 의미한다.



최저 기온의 연속·누적 효과는 일정 기온 이하에서는 기간과 관계없이 일일 최대전력소비 변동성을 변화시키고, 일정 기온 이상에서는 6일 이상 긴 기간의 기온 연속·누적 효과만이 일일 최대전력소비 변동성 변화에 영향을 준다.

이상의 분석결과를 요약하면 다음과 같다. 첫째, 일일 최대전력소비의 변동성은 기온의 연속·누적 효과와 밀접한 관련이 있다. 구체적으로 임계 기온 이상 또는 이하에서 편차 없이 일정 기간 기온이 연속적으로 누적되면 일일 최대전력소비 변동성은 확대된다. 둘째, 기온의 연속·누적 효과는 평균 기온, 최고 기온, 최저 기온에 따라 다르게 정의되더라도 모두 일일 최대전력소비 변동성에 영향을 준다. 마지막으로 기온의 연속·누적 효과는 특정 기간이 아니라 기간이 달리하더라도 일일 최대전력소비에 영향을 줄 수 있다. 그러므로 일일 최대전력소비 변동성을 분석하고 예측하고자 할 때, 기상변수들을 활용하는 것과 함께 기온의 변동성을 반영하기 위해 기온의 연속·누적 효과를 고려해야 한다.

나. 표본의 예측력 비교

〈표 5〉는 본고에서 고려한 54개 단일 모형 중에서 표본의 예측력이 가장 높은 10개의 모형과 8가지 모형평균방법 간 표본의 예측력을 비교한 것이다. 표본의 예측기간은 2016년 1월 1일부터 2016년 8월25일까지이다. 단일 모형 중에서 표본의 예측력이 가장 높은 것은 최고 기온, 상대습도, 풍속을 포함하고 6일 동안의 최고 기온 연속·누적 효과를 고려한 모형이다. 이러한 결과는 일일 최대전력소비 변동성을 예측할 때, 평균 기온보다 최고 기온을 활용하는 것이 예측력을 향상할 수 있다는 것을 시사한다.

〈표 5〉에 나타나 있듯이, 모형평균방법 중에서 예측

력이 가장 높은 방법은 AIC 또는 SIC를 지수 평균한 가중치를 이용하는 것이다. 구체적으로 단일 모형 중 표본의 예측력이 가장 높은 모형에 비해 AIC 또는 SIC를 이용한 모형평균방법이 약 5% 높은 예측력을 보여주고 있다. 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〉에서 명확하게 확인할 수 있다.

5. 결론 및 시사점

기온 변화는 일일 최대전력소비에 영향을 주므로 기온의 변동성 확대는 일일 최대전력소비의 변동성 확대로 이어질 수 있다. 일일 최대전력소비의 변동성 확대는 일일 최대전력소비 예측 불확실성을 증가시켜 전력수급계획과 수요관리 정책에 어려움을 가져올 수 있다. 더 나아가, 일일 최대전력소비 예측 오차가 증가하면 발전 시장에서 계통한계가격의 변동성이 확대하여 발전시장의 안정성도 저해할 수 있다(신동현·김재혁, 2015). 그러므로 기온의 변동성이 일일 최대전력소비의 변동성으로 전이되는 과정을 파악하고, 일일 최대전력소비의 변동성에 대한 예측력을 향상하는 방법을 검토하는 것이 중요하다.

본고에서는 두 가지 측면에서 일일 최대전력소비의 변동성을 설명하고 예측하는 방안을 제시하였다. 첫째, 기온의 변동성에 관련된 지표인 기온의 연속·누적 효



과를 기온의 종류와 이동 기간에 따라 다양하게 제시하고 일일 최대전력소비 변동성과의 관계를 분석하였다. 둘째, 모형평균방법을 이용하여, 일일 최대전력소비 변동성과 관련 변수들 사이에 존재할 수 있는 서로 다른 관계들을 고려하였다.

2014년 1월 1일부터 2016년 8월 25일까지 일별 자료를 이용하여 실증 분석한 결과, 기온의 이동 평균과 이동 표준편차로 정의한 기온의 연속·누적 효과는 일일 최대전력소비 변동성에 유의한 영향을 준다는 것을 확인하였다. 이는 현재 기온이 같더라도 일정 수준 이상 또는 이하에서 기온이 지속하고 누적될수록 일일 최대 전력소비는 예상보다 증가할 수 있다는 것을 의미한다.

다음으로 단일 모형을 선택하는 것보다 고려 가능한 모형을 중요도에 따라 결합한 모형평균방법이 일일 최대전력소비의 변동성을 예측하는데 더 뛰어난 것을 표본 외 예측을 통해 확인하였다. 구체적으로 단일 모형 중 예측력이 가장 높은 모형과 비교해 모형평균방법 중 AIC 또는 SIC를 이용한 지수평균 방법에서 약 5%의 표본 외 예측력 향상이 나타났다. 그러므로 일일 최대전력 소비의 변동성을 정확히 분석하고 예측하고자 한다면, 기온의 연속·누적 효과와 같은 기온의 변동성 관련 지표를 정의하고, 서로 다른 비선형 관계를 반영하는 모형평균방법을 적극적으로 활용해야 할 것이다.

본고에서는 기온 외 상대습도, 풍속 등과 같은 기상 변수를 활용하였으나 강수량, 구름량, 일조량 등과 같은 다른 기상변수도 일일 최대전력소비 변동성을 분석할 때 활용할 수 있을 것이다. 특히, 체감온도나 불쾌지수와 같이 기온과 결합한 종합지수를 활용하면 일일 최대전력소비의 변동성을 보다 정확하게 설명할 가능성도 존재한다. 또한, 본고에서 다루지 않은 모형평균 방법, 예컨대, Hansen(2007, 2008)의 Mallow 모형평균 방법, Hansen and Racine(2012)의 Jackknife 모형평

균방법 등을 일일 최대전력소비 분석 및 예측에 활용할 수 있을 것이다. 이와 같은 개선점들은 이후 연구과제로 남겨둔다.

참고문헌

〈국내 문헌〉

신동현, “전력소비 변동성에 대한 기온의 연속·누적 효과 분석: 전력시장 안정화 및 온실가스 저감을 위한 시사점,” 에너지경제연구원 수시 연구 보고서 16-05, 2016

_____, 김재혁, “전력 발전시장의 충격식별과 계통 한계가격 변동성 분석: 전력수요 예측오차 충격을 중심으로,” 『응용경제』, 제17권 제2호, 121~165, 2015

_____, 조하현, “기온의 연속·누적 효과가 일일 최대 전력소비에 미치는 영향에 관한 연구,” 『응용경제』, 제16권 제3호, pp. 37~76, 2014

〈외국 문헌〉

Aiolfi, M. and Timmermann, A., “Persistence in Forecasting Performance and Conditional Combination Strategies,” *Journal of Econometrics*, 135(1), 31-53, 2006

Akaike, H., “A new Look at the Statistical Model Identification,” *IEEE Transactions on Automatic Control*, 19(6), 716-213, 1974

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
- Schwarz, G., “Estimating the Dimension of a Model,” *Annals of Statistics*, 6, 461–464, 1978
- 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
- _____, “Forecasting with Many Predictors,” *Handbook of Economic Forecasting*, 1, 515–554, 2006
- 〈웹사이트〉
- 전력통계정보시스템, <http://epsis.kpx.or.kr>
- 기상청 국가기후데이터센터, <http://sts.kma.go.kr>